



# Maskininlärning för design av radarabsorbenter

En förstudie

JAN FAGERSTRÖM, DAVID GUSTAVSSON, JHANZAIB HUMAYUN, JONAS RAHM,  
TOMAS WILKINSON, NIKLAS WINGREN, CHRISTINA ÅKERLIND

Jan Fagerström  
David Gustavsson  
Jhanzaib Humayun  
Jonas Rahm  
Tomas Wilkinson  
Niklas Wingren  
Christina Åkerlind

# Maskininlärning för design av radarabsorbenter

En förstudie

Titel	Maskininlärning för design av radarabsorbenter – En förstudie
Title	Machine Learning for Design of Radar Absorbers – A Preliminary Study
Rapportnr/Report no	FOI-R--5932--SE
Månad/Month	03
Utgivningsår/Year	2026
Antal sidor/Pages	31
ISSN	1650-1942
Uppdragsgivare/Client	FMV
Forskningsområde	Sensorer och signaturanpassning
FoT-område	Sensorer och signaturanpassning
Projektnr/Project no	E51170
Godkänd av/Approved by	Malin Ingerhed
Ansvarig avdelning	Telekrig

Detta verk är skyddat enligt lagen (1960:729) om upphovsrätt till litterära och konstnärliga verk, vilket bl.a. innebär att citering är tillåten i enlighet med vad som anges i 22 § i nämnd lag. För att använda verket på ett sätt som inte medges direkt av svensk lag krävs särskild överenskommelse.

This work is protected by the Swedish Act on Copyright in Literary and Artistic Works (1960:729). Citation is permitted in accordance with article 22 in said act. Any form of use that goes beyond what is permitted by Swedish copyright law, requires the written permission of FOI.

## Sammanfattning

Denna rapport beskriver arbetet genomfört i en förstudie om hur maskininlärning kan tillämpas på design av radarabsorbenter. Radarabsorbenter är en viktig teknologi för att minska signatur mot radar och därmed öka överlevnadsförmåga hos militära plattformar.

Maskininlärning för design av radarabsorbenter bedöms ha goda förutsättningar att ge stora förbättringar, både genom att ge upphov till bättre absorbenter och genom att accelerera nuvarande designprocesser. Detta forskningsområde ses även som en del av en accelererande trend där allt fler applikationer inom design av elektromagnetiska komponenter kan förbättras med maskininlärning.

Det genomförda arbetet har bidragit till att bygga upp kompetens inom maskininlärning för radarabsorbenter genom samverkan mellan två avdelningar. Fokus har varit att sammanställa relevant litteratur samt att etablera grundläggande förmåga i elektromagnetisk simuleringsmjukvara. På sikt kan mjukvaran användas för att generera träningsdata till maskininlärningsmodeller.

Rapporten beskriver de vanligaste problemformuleringarna där maskininlärning tillämpas samt de utmaningar som finns inom området. Vidare föreslås en utvecklingsmetodik för framtida arbete. Målgruppen för rapporten är forskare och ingenjörer som intresserar sig för design av elektromagnetiska strukturer, särskilt de med intresse för hur maskininlärning kan tillämpas vid design av radarabsorbenter.

Förutsättningarna att designa radarabsorbenter med maskininlärning vid FOI är mycket goda. Ämnet är strategiskt viktigt och har potential att ge goda resultat, med tillämpningar inom flygvapnet, armén och marinen.

Nyckelord: maskininlärning, radarabsorbenter

## Summary

This report describes work performed in a prestudy on how machine learning can be applied to design of radar absorbents. Radar absorbers are an important technology for reducing radar signature and thereby increasing the survivability of military platforms.

Machine learning for radar-absorber design is assessed to have good potential to provide significant improvements, both by creating better absorbers and by accelerating the current design process. This research field is seen as a part of an accelerating trend where several applications within design of electromagnetic components may be improved by applying machine learning methods.

The work has contributed to building expertise in applying machine learning to radar absorbers through collaboration between two departments. The focus has been on compiling the most relevant literature in the area and on building basic capability in electromagnetic simulation software. In the long term, this software can be used to generate training data for machine learning models.

The report describes the common problem areas where machine learning is applied, as well as the challenges within the area. Furthermore, an approach for future work, including a methodology for applying machine learning to radar absorber design, is suggested. The target audience for this report consists of engineers and researchers interested in the design of electromagnetic structures, particularly those focused on applying machine learning to the design of radar absorbers.

The conditions for designing radar absorbers using machine learning at FOI are favorable. The subject is strategically important and has the potential to deliver good results, with applications in the domains of Air Force, Armed Forces and Navy Forces.

Keywords: machine learning, radar absorbers

## Innehållsförteckning

<b>1</b>	<b>Inledning .....</b>	<b>6</b>
1.1	Syfte .....	6
1.2	Mål med förstudie .....	6
1.3	Långsiktiga mål .....	7
1.4	Metod och utblickar .....	7
1.5	Möten med uppdragsgivare .....	9
<b>2</b>	<b>Bakgrund .....</b>	<b>10</b>
2.1	Radarabsorbenter .....	10
2.1.1	Transmissionsledningsteori .....	10
2.1.2	Klassiska radarabsorbenter .....	11
2.1.3	Frekvensselektiva ytor .....	12
2.1.4	Kretsanalog absorbenter .....	13
2.2	Maskininlärning .....	14
<b>3</b>	<b>Vetenskapliga ansatser .....</b>	<b>16</b>
3.1	Surrogatmodellering .....	16
3.1.1	Surrogatmodellering av metaytor mer flera lager .....	17
3.2	Invers design .....	17
3.2.1	Invers design av kretsanalog absorbenter .....	17
3.3	Fysikinspirerad maskininlärning .....	19
3.3.1	Invers design av frekvensselektiva ytor .....	19
<b>4</b>	<b>Utmaningar och begränsningar .....</b>	<b>21</b>
4.1	Komplexitet kontra nytthet .....	21
4.2	Radarabsorbentdesign .....	21
4.3	Datarepresentation .....	21
4.4	Inkludering av designkrav .....	22
4.5	Generering av träningsdata .....	22
4.6	Realiserbarhet .....	22
4.7	Verktyg för elektromagnetiska beräkningar .....	22
<b>5</b>	<b>Fortsättning .....</b>	<b>24</b>
5.1	Definiera designrymden .....	24
5.2	Bestäm datarepresentation .....	25
5.3	Generera datamängder .....	25
5.4	Modellutveckling .....	26
5.5	Validering .....	26
5.6	Utgångspunkten .....	26
5.7	Samverkan .....	27
<b>6</b>	<b>Slutsats .....</b>	<b>28</b>
<b>7</b>	<b>Referenser .....</b>	<b>29</b>

# 1 Inledning

Nya framgångar inom maskininläring (eng. *machine learning*, ML) och artificiell intelligens (AI) håller på att revolutionera världen med metoder för ett brett spektrum av tillämpningar, från mer klassiska som bildklassificering [1], generativ framställning av bild [2] och text [3], till nyare tillämpningar såsom prediktion av proteinstruktur [4] eller materialdesign [5]. Användning av ML för design av material och strukturer är en relativt ny ansats men har redan genererat uppmärksammade resultat [6]. Denna inriktning bedöms ha stor potential att bli en avgörande del av nästa generations metoder för material- och strukturdesign [7].

En tillämpning av material- och strukturdesign är signaturanpassning. Med signaturanpassning avses åtgärder som försvårar för människor och sensorer att urskilja ett mål från dess omgivning. I förlängningen kan detta öka sannolikheten för det signaturanpassade objektets överlevnad. Tanken är att efterlikna den bakgrund som plattformen eller systemet skall verka i, samtidigt som man eftersträvar god omvärldsuppfattning, dvs. man eftersträvar att "se utan att synas". Inom flygområdet, där bakgrunden ofta består av frirymd, innefattar signaturanpassning inom radarområdet att minimera radarreturen från den flygande plattformen. I det ideala fallet hålls radarreturen låg oberoende av aspektvinklar, frekvenser och polarisationskombinationer. De signaturanpassningsmetoder som främst nyttjas är formgivning och radarabsorbenter [8].

Radarabsorbenter är material med strukturer som är särskilt utvecklade för att absorbera energi från elektromagnetiska vågor i ett specifikt frekvensband. De används på bland annat farkoster och verkanssystem för att reducera dess signaturer. Det finns olika typer av radarabsorbenter med olika komplexitet, men en typ som uppnått mycket god prestanda är kretsanalog absorber (eng. *circuit analogue absorbers* CAA) som består av materialmönster i olika lager [9].

Dessa strukturer designas traditionellt genom ansatser uppställda utifrån vetenskapliga principer samt individuell erfarenhetsbaserad kunskap. Strukturens elektromagnetiska egenskaper beräknas och simuleras innan den realiseras och egenskaperna bekräftas genom mätningar.

Denna design- och optimeringskedja lämpar sig väl till att modelleras med maskininläring då simuleringsmjukvaran möjliggör en skalbar datainsamlingsprocess och flera delsteg kan modelleras via existerande tekniker för maskininläring. Genom att koppla maskininläringsteknologin med design av strukturer med olika optimerade radaregenskaper bedöms möjligheterna vara stora att på ett effektivt sätt avseende tid och kostnad ta fram nya strukturer för olika radartillämpningar till nytta för försvarsmakten. Området bedöms vara strategiskt viktigt och relevant för tillämpningar inom flygvapnet, armén och marinen.

## 1.1 Syfte

Denna förstudie har som syfte att förbereda inför ett fördjupat projekt genom att återge en bild av forskningsläget inom maskininläring för radarabsorbentdesign samt analysera dess potentiella påverkan på arbetssättet vid framtagande av nya radarabsorbenter. Målgruppen för rapporten är forskare och ingenjörer som intresserar sig för design av elektromagnetiska strukturer, särskilt de med intresse för hur maskininläring kan tillämpas vid design av radarabsorbenter.

## 1.2 Mål med förstudie

Målet med den här förstudien är att:

- Undersöka och redovisa hur användningen av maskininläring påverkar designprocess och utvecklingstid hos nya CAA:er.

- Redogöra för de vanligaste frågeställningarna, problemformuleringarna, utmaningarna och begränsningarna inom maskininlärning tillämpad på design av radarabsorbenter.
- Identifiera de steg som krävs för att designa radarabsorbenter med maskininlärning.
- Beskriva vilka beräkningsverktyg som kan användas och ge en uppskattning av vilka beräkningsresurser som krävs för att använda maskininlärning vid design av radarabsorbenter.
- Ge en rekommendation och utgångspunkt inför ett fördjupat projekt med längre tidshorisont som har som mål att behärska alla steg inom designen av radarabsorbenter med maskininlärning, se avsnitt långsiktiga mål 1.3.

### 1.3 Långsiktiga mål

Förhoppningen är att detta arbete öppnar upp för fler möjligheter att tillämpa maskininlärning för design av nya radarabsorbenter och radarabsorberande material. På sikt finns även en ambition att bredda problemformuleringen. Detta innebär att inkludera design av nya radarabsorberande material och materialkombinationer samt hur dessa nya material och kombinationer interagerar med radarabsorberande strukturer. Målet på lång sikt är att behärska radarabsorbenter i hela loopen – från design till sammansättning och produktion.

En långsiktig målsättning med detta och efterföljande projekt är att utveckla metoder och arbetssätt som även är tillämpbara inom närliggande områden med liknande utvecklingsmetodik. Särskilt närliggande är design av frekvensselektiva ytor (eng. *frequency selective surface* FSS), som är mycket lika CAA:er men använder andra material och har ett annat syfte [9]. På motsvarande sätt avses arbetet kunna bidra till effektivare design av andra elektromagnetiska komponenter, såsom antenner. Vidare är en ambition att metoderna även ska kunna nyttjas utanför det elektromagnetiska området, exempelvis vid design av absorbenter för undervattensakustik.

Maskininlärning har potential att på flera nivåer förenkla eller snabba upp både designprocessen av radarabsorbenter och andra närliggande problem. I förlängningen kan denna förbättrade utvecklingsmetodik leda till ökade strids- och spaningsförmågor samt att snabbare kunna anpassa system till förändringar på slagfältet.

### 1.4 Metod och utblickar

I projektet har seminarier hållits för projektgruppen och, i viss utsträckning, även för andra intresserade och nyanställda för att bygga kompetens om radarabsorbenter hos experter inom maskininlärning och vice versa.

Tema på träffarna har varit:

- ”Introduktion till radar och frekvensselektiva strukturer”
- ”Maskininlärning tillämpat på material/struktur”
  - ”Surrogatmodell”
  - ”Inversmodell”
- ”Simuleringsverktyget Feko” - för elektromagnetisk simulering av enhetsceller [10].

I samband med dessa träffar har utfört arbete och plan framåt diskuterats där även mängdbehovet av data för värdering, förutsättningar för massproducering av data, samt nödvändigheten av att dela upp problemet i flera steg varit föremål för diskussion.

Projektet har bidragit till att bygga upp kompetens inom maskininlärning för radarabsorbenter genom samarbete mellan två avdelningar. Övrigt arbete som genomförts är en litteraturstudie, samt att bekanta sig med det elektromagnetiska simuleringsverktyget

Feko [10], som förväntas användas för att generera träningsdata till maskininlärningsmodeller.

## 1.5 Möten med uppdragsgivare

Fyra uppföljningsmöten med uppdragsgivare planerades men endast tre kunde hållas under den begränsade tid som förstudien pågick. Vid dessa möten

- delgavs presentationer från tidigare seminarier i förkortad version
- diskuterades möjligheter till samverkan externt och internt
- diskuterades möjlighet till fortsättning av projektet.

## 2 Bakgrund

Denna del innehåller relevant bakgrund och teori för radarabsorbenter och maskininlärning.

### 2.1 Radarabsorbenter

Radarabsorbenter är strukturer designade för att dämpa radarreflektion genom att absorbera den elektromagnetiska energin. Detta realiseras typiskt genom lagerstrukturer med ett metalliskt bakplan placerat på absorbentens baksida. Absorbentens elektromagnetiska egenskaper beror på dess sammansättning på flera olika skalor. I detta arbete används därför begreppen *material* och *struktur* enligt följande. När egenskaper beror på objektets sammansättning på molekylär skala används begreppet *material*. När egenskaper beror på sammansättning och form, och på en skala jämförbar med radarvåglängden, används begreppet *struktur*.

För en fullständig beskrivning av en radarabsorbent krävs beräkningar med en lösning av Maxwells ekvationer. Detta är dock komplicerat och teoribeskrivningen underlättas av att använda en förenklad modell. I detta arbete används en modell som är baserad på krets- och transmissionsledningsteori. Här ersätts de elektromagnetiska fälten  $\mathbf{E}$  och  $\mathbf{H}$  med spänning och ström och olika delstrukturer i radarabsorbenten ersätts med diskreta kretselement och transmissionsledningar [11]. Notera att den infallande vågen i de följande avsnitten antas vara en normalt infallande planvåg. För andra infall behöver uttrycken justeras med en faktor beroende på infallsvinkel och polarisation, men modellen är till stor del densamma.

#### 2.1.1 Transmissionsledningsteori

Här följer en kort introduktion till transmissionsledningsteorin relevant för tillämpningar inom radarabsorbenter. För en mer fullständig beskrivning, se t.ex. [12]. Kretsmodellen som används baseras på transmissionsledningsteori, vilket är en modell för endimensionell vågutbredning. I denna struktur kan elektromagnetiska vågor utbreda sig längs ledningen i både positiv och negativ riktning, med amplituderna  $A^+$  och  $A^-$  i respektive riktning.

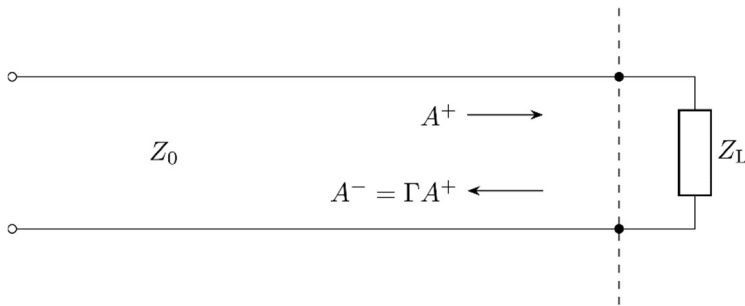
Ett viktigt begrepp är reflektion mot en lastimpedans, vilket illustreras i Figur 1. Lastimpedansen betecknas  $Z_L$  och kan exempelvis motsvara en hel absorbent. Transmissionsledningen beskrivs av karakteristisk impedans  $Z_0$ , en egenskap som beror på ledningens uppbyggnad. När ledningen modellerar ett materiallager är den karakteristiska impedansen [11]

$$Z_0 = \sqrt{\frac{\mu_0 \mu_r}{\epsilon_0 \epsilon_r}}$$

där  $\epsilon_0$  är frirymdspermittiviteten,  $\epsilon_r$  är relativ permittivitet,  $\mu_0$  är frirymdspermeabiliteten och  $\mu_r$  är relativ permeabilitet. Om lastimpedansen motsvarar en hel absorbent motsvarar transmissionsledningen (till vänster om lastimpedansen i figuren) luften på absorbentens framsida. I detta fall har transmissionsledningen karakteristisk impedans för luft som är ungefär samma som för vakuum, dvs.  $Z_0 \approx 377 \Omega$ . Som illustreras i figuren reflekteras en infallande våg  $A^+$  till en våg  $A^-$  med en faktor  $\Gamma$ , reflektionskoefficienten. Denna beräknas enligt

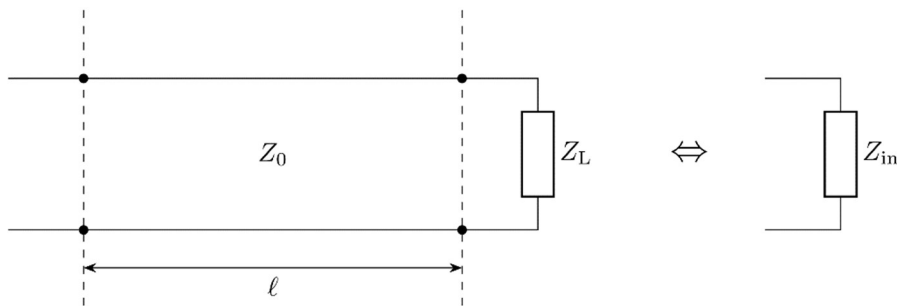
$$\Gamma = \frac{Z_L - Z_0}{Z_L + Z_0}$$

Från detta uttryck är det tydligt att det inte sker någon reflektion om  $Z_L = Z_0$ . Detta kallas för impedansmatchning.



Figur 1: Reflektion mot en impedans i kretsmodellen med transmissionsledningen till vänster om den streckade linjen och impedansen till höger.

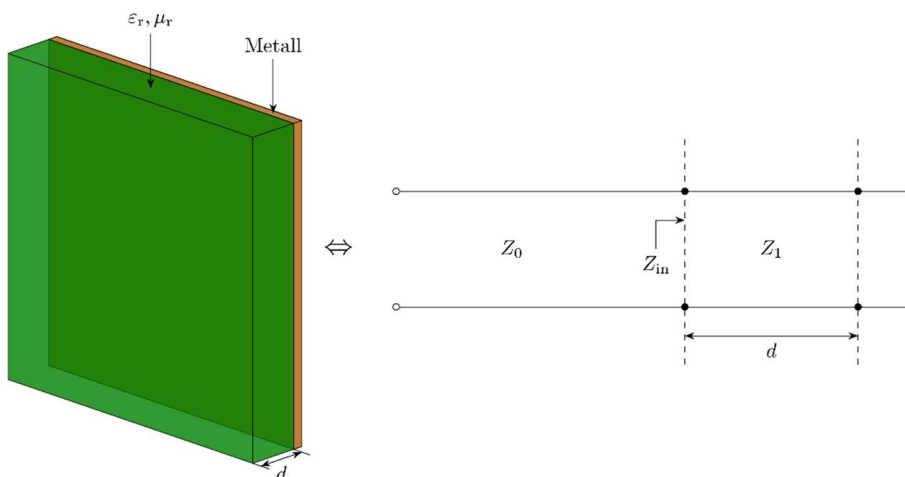
En kretsmodell kan förenklas genom att transformera en transmissionsledning och en impedans till en ekvivalent in-impedans, vilket illustreras i Figur 2. Denna metod används ofta för att beräkna in-impedansen för en fullständig absorber utifrån kretsmodeller av dess delstrukturer. Exempel på hur detta kan se ut följer i nästa avsnitt.



Figur 2: Impedanstransformation där ledningen med längd  $\ell$  samt impedansen  $Z_L$  transformeras till en ekvivalent in-impedans  $Z_{in}$ .

### 2.1.2 Klassiska radarabsorbenter

En enkel radarabsorbent är Dällenbachabsorbenten. Denna består av en metallskiva täckt med ett homogent lager radarabsorberande material. En sådan absorber illustreras tillsammans med sin kretsekvivalent i Figur 3.



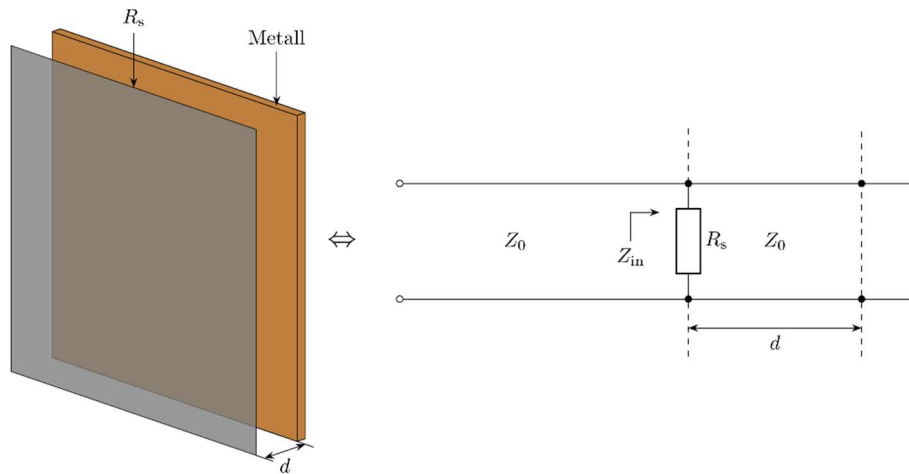
Figur 3: Dällenbachabsorbent och dess kretsekvivalent.

Dällenbachabsorbentens in-impedans vid normalt infall ges av [11]

$$Z_{in} = jZ_1 \tan(\sqrt{\epsilon_r \mu_r} k_0 d)$$

Där  $j$  är den imaginära enheten,  $Z_1$  är den karakteristiska impedansen för materialet och  $k_0$  är vågtalet i frirymd.

En annan klassisk radarabsorbent är Salisbury-skärmen. Denna består av en metallskiva och ett resistivt skikt med distansmaterial emellan. En sådan absorbent illustreras tillsammans med sin kretsekvivalent i Figur 4 där distansmaterialet är ansatt till att vara fri rymd.



Figur 4: Salisbury-skärm och dess kretsekvivalent.

Salisbury-skärmens in-impedans fås genom en parallellkoppling som [11]

$$\frac{1}{Z_{in}} = \frac{1}{jZ_0 \tan(k_0 d)} + \frac{1}{R_s}$$

där det kan ses att den första termen i högerledet försvinner om  $k_0 d = \pi/2$ , vilket innebär att  $d = \lambda/4$  där  $\lambda$  är våglängden. Här fås destruktiv interferens mellan den infallande och reflekterade vågen. För detta val av avstånd fås impedansmatchning till fri rymd genom att välja skiktresistansen  $R_s = Z_0 \approx 377 \Omega$ .

Givet en önskad absorptionsbandbredd finns det en fundamental gräns för hur tunn absorbenten kan bli. För bredbandiga icke-magnetiska absorbenter brukar det anges att tjockleken  $d$  är begränsad enligt [13]

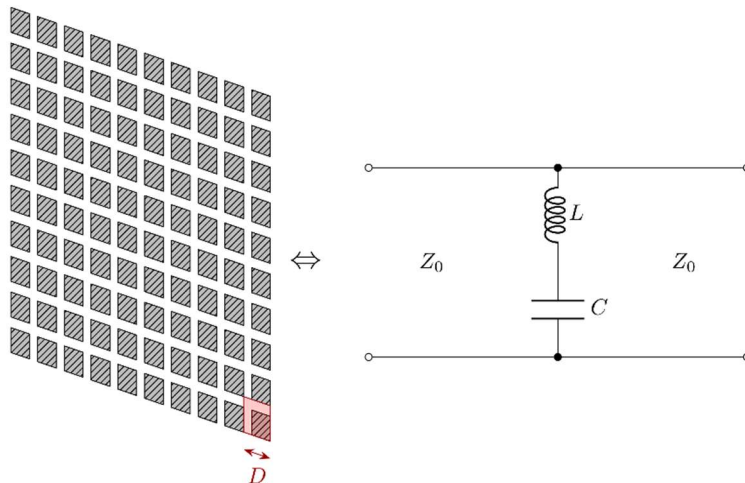
$$d > \lambda_{max}/17.2$$

för en reflektion under  $-10$  dB med  $\lambda_{max}$  som längsta våglängd i absorptionsbandet. Enkla strukturer som endast består av homogena skikt ligger relativt långt från denna gräns, men med andra typer av strukturer är det möjligt att nå dit.

### 2.1.3 Frekvensselektiva ytor

Frekvensselektiva ytor, eller FSS:er, är inte absorbenter utan kan snarare beskrivas som filter. De är vanligt förekommande i radomtillämpningar där de exempelvis kan ha funktion av ett bandpassfilter genom att låta den underliggande antennens frekvenser passera men blockera andra frekvenser [9]. Även om FSS:er inte är radarabsorbenter är de närbesläktade och har viss relevans för senare delar av denna rapport.

FSS:er är periodiska strukturer, ofta av metall, designade för att ge ett visst frekvenssvar. Ofta önskas ett bandpassfilter eller bandstopfilter för transmissionen genom ytan [9]. Ett exempel på en enkel FSS och dess kretsekvivalent visas i Figur 5. Då mönstren i en FSS är periodiska kan hela strukturen beskrivas av den minsta repeterande enheten. Denna kallas för en enhetscell och för FSS:en i Figur 5 är den markerad som en kvadrat med bredd  $D$ .

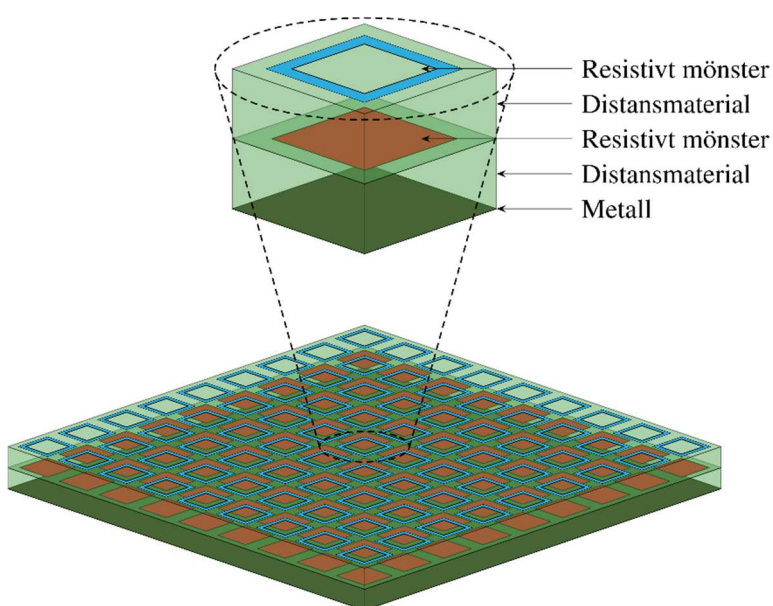


Figur 5: Exempel på en FSS med ett lager och dess kretsekivalent då  $\lambda \sim D$ .

I Figur 5 syns det att kretsekvivalenten innehåller reaktiva kretselement, det vill säga induktiva och kapacitiva element. Resistiva kretselement saknas då det antas att strukturen består helt av perfekt ledande metall. De reaktiva elementens placering i kretsen och deras värden beror på enhetscellens mönster och storlek i förhållande till våglängden. I Figur 5 antas det att enhetscellen har liknande storlek som våglängden. För kvadratmönstret fås då både kapacitiv och induktiv interaktion [11]. I just detta fall tolkas kretsekvivalenten, och FSS:en i sin helhet, som ett bandstopppfilter. Detta innebär att infallande vågor transmittteras genom strukturen förutom för ett visst frekvensband.

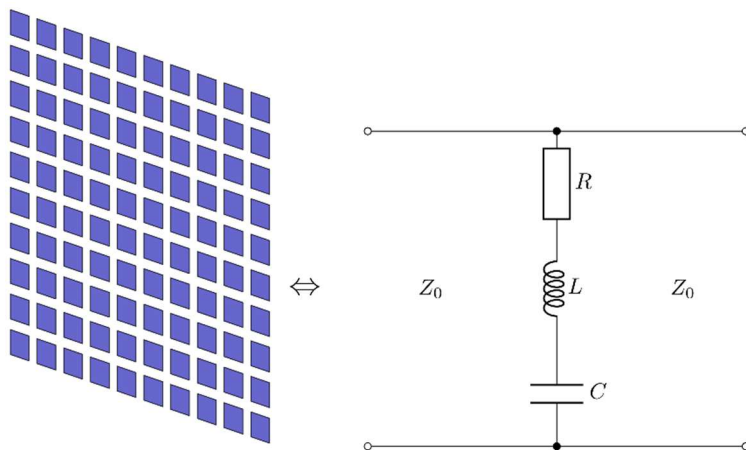
#### 2.1.4 Kretsanaloga absorbenter

Kretsanaloga absorbenter, eller CAA:er, är en typ av radarabsorbenter som kan användas för att uppnå optimal bandbredd i förhållande till dess tjocklek [14]. Till skillnad från exemplen på klassiska absorbenter i avsnitt 2.1.2 har CAA:er periodiska resistiva mönster istället för homogena skikt. På detta sätt har de likheter med FSS:er, även om funktionen är annorlunda. Ett exempel på utseendet för en CAA bestående av två lager visas i Figur 6, där varje lager består av en icke-absorberande distans följt av tunt resistivt mönster.



Figur 6: CAA med två lager med olika resistiva mönster. Enhetscellen visas i förstoring med olika komponenter markerade.

Kretsekvivalenten för en CAA är mer komplicerad än för de tidigare absorbenttyperna då mönstret, likt för FSS:er, introducerar reaktiva kretselement. Det är dessa som möjliggör impedansmatchning vid större bandbredd än för de klassiska absorbenterna. Ett exempel på ett kvadratmönster och dess kretsekvivalent visas i Figur 7. Modellen med flera olika kretselement placerade i en tydlig konfiguration ger en konceptuell bild av ett mönsters egenskaper, men är något mindre användbar för CAA:er än vad den är för FSS:er. Det kan vara lämpligare att använda en sammanlagd komplex impedans vid impedansmatchning med flera mönster [9].



Figur 7: Exempel på ett skikt med resistivt mönster av kvadrater och dess kretsekvivalent.

En skillnad mellan absorbenterna i avsnitt 2.1.2 och CAA:er är hur kretsmodellen används. För homogena materiallager kan en god modell tas fram med kretselementens egenskaper beräknade direkt från materialegenskaperna. Den mer komplicerade elektromagnetiska interaktionen inom ett mönster gör detta svårare vid CAA-design. För att ta fram mönstrets ekvivalenta impedans kan beräkningsverktyg som löser Maxwells ekvationer, så kallade fullvågslösare, användas. Dessa kräver betydligt större beräkningsresurser jämfört med modelleringen av homogena lager. När impedanser väl tagits fram för olika mönster kan kretsmodellen användas för att kombinera flera mönster med homogena lager. Ofta är denna modell dock inte lika bra som modeller för homogena lager. Ytterligare justeringar med hjälp av en fullvågslösare kan då behövas för att ta fram en fungerande absorber.

## 2.2 Maskininlärning

Maskininlärning handlar i grunden om att identifiera och lära sig samband mellan data från olika källor. Den typ av maskininlärning som är mest relevant för absorberdesign kallas *övervakad inlärning*. Här är målet att lära sig en mappning mellan indata  $x$  och utdata  $y$ . Beroende på vilken fördelning  $y$  tillhör har problemet olika namn. De vanligaste fallen är regression, där  $y$  antar reella värden, samt klassificering, där  $y$  är en heltalsrepresentation av olika klasser eller kategorier.

Detta görs genom att designa en modell som parameteriseras av  $\theta$ , och sedan anpassa dess parametrar med hjälp av data  $\mathbf{D} = \{x_i, y_i\}$ , där  $x_i$  är indata och  $y_i$  är motsvarande utdata som representerar det aktuella sambandet. Anpassning styrs av en *förlustfunktion*  $L(\hat{y}, y)$ , som mäter prediktionsfelet (dvs. hur väl  $\hat{y}$  överensstämmer med  $y$ . Här är  $\hat{y}$  modellens prediktion och  $y$  det observerade värdet. För att bedöma hur väl modellen generaliserar, och för att minska risken för överanpassning, delas datamängden  $\mathbf{D}$  vanligen upp i en träningsmängd för inlärning och en testmängd för utvärdering. Ramverket som maskininlärning utgör är mycket flexibelt och flera olika metodologier är möjliga beroende på förutsättningar kring data samt uppgiften som ska lösas. Ett del-fält av maskininlärning kallas djupinlärning. Det utmärker sig genom att bygga upp modeller med många, ofta olika typer av lager. Varje lager gör en lokal beräkning på dess indata och

skickar sedan vidare till nästa lager ända tills sista lagret lämnar ifrån sig utdata ( $\hat{y}$ ) som sedan används tillsammans med  $y$  och förlustfunktionen  $L$  för att producera en mått på hur bra modellen är. Ytterligare en kännetecknande egenskap hos djupinlärningsmodeller är att varje lager och förlustfunktionen är designade så att de är differentierbara. Detta möjliggör en gemensam optimering av alla parametrarna i modellen samtidigt genom gradientbaserade optimeringsalgoritmer.

Neuronnät är löst inspirerade av biologiska neuroner. Djupinläring är ett samlingsnamn för maskininlärningsmetoder som bygger på neuronnät med många lager. Komponenterna i många av de vanligaste lagren kallas neuroner. En neuron parameteriseras av en viktvektor  $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^d$  samt en bias-term  $\mathbf{b} \in \mathbf{R}$ , och genomför en linjär transformation av dess indata följt av en icke-linjär aktiveringsfunktion t.ex. sigmoid eller *rectified linear unit* (ReLU) [15]:

$$y = \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{b}).$$

En uppsättning av neuroner kan köras parallellt på samma indata för att bilda ett lager. Vanliga lagertyper inkluderar:

- **Linjära lager:** I detta lager är varje neuron kopplat till varje neuron i tidigare lager. Den sammanlagda beräkningen över alla neuroner som görs i lagret kan beskrivas med en matrismultiplikation mellan lagrets viktmatris (alla neuroners parametervektorer uppställda som matris) och dess indata, samt en biasvektor:  $y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{b}$ . Ett neuronnät som endast består av linjära lager (med aktiveringsfunktioner) kallas ofta fler-lager perceptron (*eng. Multi-layer Perceptron*).
- **Faltninglager:** I detta lager är varje neuron kopplat till ett lokalt område i indatan, och neuronens vikter är replikerade över alla möjliga lokala områden. Detta görs på ett sätt som resulterar i att lagrets sammanlagda operation blir en faltning. Modellarkitekturer med faltninglager kallas för faltningsnätverk (*eng. Convolutional Neural Network*).
- **Poolningslager:** Ett parameterlöst lager som nedsamlar indata genom att använda olika reduktionsoperationer (t.ex., max eller medelvärde) i ett lokalt område. För bilddata är en vanlig applicering max-pooling i ett 2x2 pixlar lokalt område med steglängd 2, vilket resulterar i en faktor 4 spatialt nedsamplad bild.
- **Normaliseringslager:** Detta lager har inga parametrar utan normaliserar indata på olika sätt beroende på val av normaliseringslager. En vanlig variant är batchnormalisering [16] som normaliserar indata så att medelvärdet är 0 och variansen 1.

Se [17] för mer utförlig beskrivning av området.

## 3 Vetenskapliga ansatser

Ansatser från maskininlärning kan integreras i den traditionella designprocessen av radarabsorbenter på flera sätt. Ett exempel är att snabba upp leddtiden från kravställning till realisering vid framtagande av nya strukturer genom att accelerera beräkningar av deras egenskaper via *surrogatmodeller* [18] [19]. Nya strukturer kan därmed komma till nytta i verksamheter snabbare samtidigt som kostnaden för att utveckla dessa blir lägre. Ett annat exempel är *invers design* [20] [21]. Då tränas en maskininlärningsmodell att ge förslag på nya radarabsorbenter givet önskade elektromagnetiska egenskaper. Detta har potential att dels snabba upp designprocessen men även att upptäcka nya strukturer som det med mer klassiska erfarenhetsbaserade ansatser skulle vara osannolikt att föreslå. Domänkunskaper från det aktuella området kan även inkluderas i modelleringen via fysik-inspirerad maskininlärning [22]. Vi går igenom dessa ansatser i närmare detalj nedan samt belyser ett illustrativt exempel från forskningslitteraturen för varje ansats som kan agera som inspiration till framtida arbete.

### 3.1 Surrogatmodellering

Surrogatmodellering [23] [19] [24] [25] [26] innebär att man med en maskininlärningsmodell approximerar fysikaliska egenskaper hos en given struktur, vilket möjliggör snabbare utvärdering av strukturens egenskaper. Surrogatmodellen approximerar fysikaliska egenskaper för en viss struktur (kandidat) utifrån kända fysikaliska samband som kan estimeras för olika parametrar med beräkningsmjukvara. Beroende på vilken uppgift man utför kan beräkningsmjukvaran som används för att räkna ut en strukturs elektromagnetiska egenskaper utgöra en flaskhals i designprocessen. Surrogatmodellen kan i bästa fall vara flera storleksordningar snabbare än mjukvaran den approximerar och samtidigt uppnå tillräcklig precision.

I en traditionell designprocess av absorbenter ingår det ofta en optimeringsprocess över en mängd parametrar som definierar hela eller delar av absorbenten, där den elektromagnetiska responsen av många kandidatabsorbenter behöver beräknas. På liknande sätt kan en vältränad surrogatmodell kombineras med en optimeringsprocess för att ta fram nya kandidatstrukturer [19]. Detta ger möjligheter till optimering av större parametermängder då man kan utvärdera många fler parameteruppsättningar på kortare tid jämfört med beräkningsmjukvaran som surrogatmodellen approximerar.

Till skillnad från beräkningsmjukvaran, där gradienter inte är direkt tillgängliga, kan surrogatmodellen ge gradientinformation. Detta möjliggör gradientbaserad optimering och innebär att metoden kan användas för att optimera relevanta strukturparametrar med hjälp av surrogatmodellen, något som inte är möjligt med den ursprungliga beräkningsmjukvaran. Om surrogatmodellen inte är välanpassad löper man risken att de strukturer man får fram ur optimeringsprocessen inte är relevanta då deras egenskaper är felaktigt beräknade. Därför bör framtagna strukturer verifieras i den ursprungliga beräkningsmjukvaran innan man går vidare till fysisk realisering.

Träningen av surrogatmodeller kan även inkluderas som en del i optimeringen av absorberaren genom en tillitsregionsalgoritm (eng. *Trust Region Algorithm*) [26]. Med utgångspunkt i en initial design upprättar man en tillitsregion, som är en region i designrymden som ligger nära den nuvarande designen. Sen samplar man datapunkter inom denna tillitsregion, och tränar små lokala surrogatmodeller för att approximera beräkningsmjukvaran inom tillitsregionen. Därefter uppdateras den aktuella designen så att felet minimeras enligt surrogatmodellen. En ny tillitsregion etableras sedan, och processen itereras tills optimeringen är avslutad. Till skillnad från metoder som tränar globala surrogatmodeller en gång förutsätter detta relativt enkla surrogatmodeller för att optimeringstiden inte ska bli för lång.

### 3.1.1 Surrogatmodellering av metaytor mer flera lager

Surrogatmodellering med endast ett lager är vanligast i forskningslitteraturen [26] [27] [25], men det förekommer enstaka fall där flera lager beaktas [23] [24]. I [23] undersöks möjligheten med att använda en surrogatmodell för att designa metaytor med flera lager för att minska radarmålarea.

Författarna använder en gråskalig bild på en enhetscell (storlek 500x500) som input och föreslår därför att använda ett faltningsnätverk som modellarkitektur. Modellen börjar med fyra faltningsblock, där varje block består av två faltningslager. Varje faltningslager är följt av en batchnormalisering och en aktiveringsfunktion i form av en leaky ReLU [28]. Efter faltningsblocken kommer två lager max-pooling och vektoriseringssteg där representationen plattas ut till en dimension. Därefter konkateneras ytterligare inputdata i form av materialegenskaper som tjocklek, antal lager och permittivitet. Den utökade representationen matas därefter genom två linjära lager innan det slutgiltiga reflektionsspektrumet är beräknat.

Som underlag genereras 16000 datapunkter i CST Studio [29] över 16 klasser av enhetsceller med både en och två lager, samt med 18 olika substratmaterial. Denna kombination väljs för att matcha in frekvensbandet mellan 2 och 18 GHz.

För träningen används Huber [30] (även kallad Smooth l1) som förlustfunktion, samt Adam [31] som optimeringsalgoritm. I valideringen syntetiseras en enhetscell och resultaten jämförs med surrogatmodellen. Absorptionen vid normalt infall mäts och definieras som  $1 - r$ , där  $r$  är reflektionen. Detta för att transmissionen är noll då baksidan är täckt med en metallplatta. Resultaten visar en absorption på 90% i frekvensbandet 8–12 GHz och prediktionerna från surrogatmodellen följer i stora drag det uppmätta spektrumet.

## 3.2 Invers design

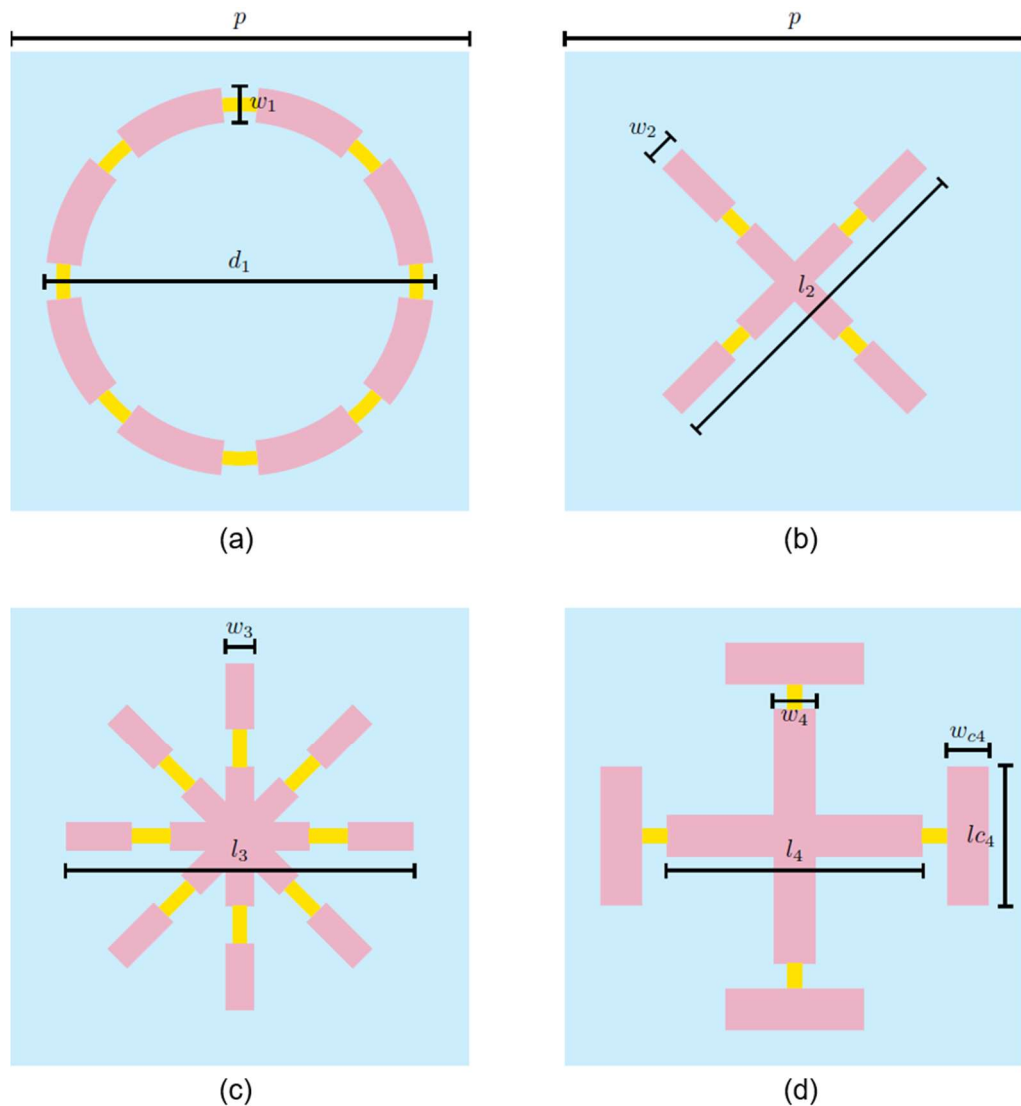
Medan surrogatmodeller har som mål att snabba upp utvärderingen av kandidatstrukturer vill man med invers design [32] [20] [33] förenkla designprocessen i sig. Detta görs genom att träna en maskininlärningsmodell att ge förslag på radarabsorbenter givet önskade absorptionsegenskaper. En modell tränad för invers design kan både ersätta eller kombineras med en optimeringsprocess för att ytterligare förbättra strukturdesignprocessen.

Vissa metoder väljer att modellera invers design som ett prediktivt problem [20], som begränsar modellen till att ge endast ett designförslag för en önskad absorptionskurva. Då olika strukturer kan ha liknande elektromagnetiska egenskaper kan det vara en god idé att explicit inkludera detta i en modell genom att använda generativa metoder [32] [6]. Då kan man få förslag på flera strukturer för en given uppsättning önskade absorptionsegenskaper. En enkel metod för att få en liknande effekt som kan agera som ett första steg eller en baslinje att utgå ifrån är att träna en prediktiv modell och sedan sampla strukturegenskaper som man matar genom modellen. Detta är t.ex. möjligt om modellen har en önskad absorptionskurva som input, medan designkraven inte specificeras i exakta kurvor utan genom önskad absorption mellan vissa frekvensband. Därefter kan slumpmässiga kurvor samplas, förutsatt att de ligger under önskad absorptionsnivå.

### 3.2.1 Invers design av kretsanaloga absorbenter

En del grundläggande arbete har gjorts på invers design av CAA:er [20]. I [20] föreslår författarna att använda djupinlärningsmetoder för att lära sig ett samband mellan en absorptionskurva och strukturparametrar. Problemet begränsas till fyra vanliga former på enhetsceller: en ring, ett kors, en stjärna samt ett Jerusalemkors (se Figur 8). Sedan parameteriseras dessa former enligt Tabell 1. De olika färgerna representerar olika material i enhetscellerna, som består av koppar (röd), ett motstånd (gul) och kretskortssubstrat (blå).

Denna begränsning av designrymden innebär ett problem där man givet önskad absorptionskurva behöver förutsäga både vilken typ av enhetscell samt vilka parametervärden som gav upphov till kurvan. Författarna i [20] gör detta genom att dela upp problemet i två delar, med en djupinlärningsmodell för vardera del. Ett klassificeringsnätverk för att prediktera vilken av de fyra enhetscellerna är mest sannolik och ett regressionsnätverk för varje typ av enhetscell som predikterar de reellvärda parametrarna den enhetscellen. Klassificeringsnätverken består av tre faltungsblock där varje block i sin tur består av ett en-dimensionellt faltungs-lager, följt av batchnormalisering, Dropout [34] och ReLU. Därefter omvandlas mellanresultatet till en vektor och matas genom ett sista linjärt lager. Regressionsnätverken består av två linjära lager. Rapporten specificerar inte vilken aktiveringsfunktion som används.



Figur 8: Formerna på enhetsceller som undersöks i [20]: (a) en ring. (b) ett kors. (c) en stjärna. (d): ett Jerusalemkors. Färgerna indikerar olika material: kopparmetall (röd), motstånd (gul), kretskortssubstrat (blå).

Med hjälp av beräkningsverktyget Ansys HFSS [35] skapas 400 datapunkter för varje typ av enhetscell, vilka delas upp med 80% för träning och resterande för test. För att utvärdera samplas en absorptionskurva och modellerna predikterar vilken enhetscell med tillhörande geometriska parametrar som passar bäst. Författarna utvärderar modellen genom att jämföra predikterade absorberntdesigner med önskat absorptionsspektrum och en prediktionstid på 0,002 sekunder (hårdvara ospecificerad).

Tabell 1: De geometriska parametrarna från [19] och deras intervall.

Form	Geometriska parametrar	Min(mm)	Max(mm)
Cirkel	$d_1$	8.4	10.0
	$w_1$	0.6	1.4
Kors	$l_2$	12.3	14.4
	$w_2$	0.5	0.9
Stjärna	$l_3$	9.5	11.5
	$w_3$	0.3	0.7
Jerusalemkors	$l_4$	7.6	8.2
	$lc_4$	2.2	3.0
	$w_4$	1.1	1.4
	$wc_4$	1.1	1.4

### 3.3 Fysikinspirerad maskininlärning

En metodologi som är applicerbart för både surrogatmodellering och invers design är fysikinspirerad maskininlärning [22] [33] [36]. Det innebär att man på olika sätt inkluderar fysikaliska samband, lagar eller ekvationer i maskininlärningsprocessen. Fysikinspiration kan finnas i alla delar av maskininlärningsprocessen, från datagenerering eller förbehandling till modellstrukturen eller i hur man mäter modellens prestanda. Fysikinspirerade modeller ger bland annat lägre databehov, högre prestanda eller större chans för att designprocessen ger upphov till realiserbara strukturer [22] [33] [36].

#### 3.3.1 Invers design av frekvensselektiva ytor

En fysikinspirerad metod för design av frekvensselektiva ytor presenteras i [33]. Målet är att designa en enhetscell som består av två membran som är perfekta elektriska ledare med ett dielektriskt material placerat mellan dem (en sidovy presenteras i Figur 9). Enhetscellerna modelleras som periodiska, dvs. att de repeteras i en oändligt utbredande array. För att göra detta ställer författarna upp problemet som ett tids-periodiskt linjärt differentialekvationssystem med periodiska randvillkor. Detta resulterar i en lösning som kallas Floquet-mode, som har en uppsättning med koefficienter som beskriver hur vågor propagerar i ett periodiskt medium. För att kombinera denna problemformulering med djupinlärningsmodeller introducerar författarna något de kallar *periodiska neuroner*, där vikterna består av koefficienterna från den analytiska lösningen. De tar även bort aktiveringsfunktionen, vilket resulterar i neuroner som uppfyller differentialekvationens periodiska randvillkor.



Figur 9: En sidovy av enhetscellen som designas i [32]. Två membran ( $g_1, g_2$ ), med ett mellanliggande dielektriskt material.

Deras modellarkitektur består av en huvuddel som producerar tangensplan till riktningen av vågpropagering och två delmodeller som modellerar membranen som ska optimeras fram  $(g_1, g_2)$ . Indata till modellen är rumskoordinater på enhetscellen och frekvens. Tangensplanen och de perfekta ledarna kombineras i en metod för mod-matchning som ger en residual;  $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$ , där  $\mathbf{y}$  är riktig data och  $\hat{\mathbf{y}}$  är modellens prediktion. Den optimeras genom att minimera dess  $l_2$ -norm;  $\min \sum_i r_i^2$ . Huvudmodellen består av de periodiska neuronerna i ett lager medan delmodellerna som producerar  $(g_1, g_2)$  består av vanliga linjära lager. De använder sinus och hyperbolisk tangens som aktiveringsfunktioner samt en logistisk funktion som sista operation vilket ger en binär representation av  $(g_1, g_2)$ .

Modellen används för att designa en bredbandig FSS för att dämpa transmissionen genom ytan inom bandet 14 till 16 GHz. Optimering tar strax över en timme på en A800 GPU. Modellens konstruktion innebär att den inte använder sig av en fögenererad träningsmängd med designparametrar och motsvarande elektromagnetiska responskurvor som typiskt görs inom maskininlärning. Indata är i stället genererade koordinater och frekvenser som bestäms som en del av den önskade designen. Optimeringen av slutgiltiga designen görs samtidigt på som modellen tränas.

De utvärderar dämpningen via simulering i beräkningsmjukvara samt mätning på den syntetiserade ytan. Resultaten visar att de uppfyller de specificerade designkraven och att den realiserade ytan följer simuleringen i stora drag.

## 4 Utmaningar och begränsningar

Det finns flertalet utmaningar som identifierats och som beskrivs nedan.

### 4.1 Komplexitet kontra nyttighet

En viktig avvägning är hur detaljerat problemet ska modelleras. Detta måste vägas mot den potentiella nytta som en väl definierad metod och vältränad modell kan ge. Om problemet begränsas för mycket blir den potentiella nyttan för liten för att rättfärdiga all utveckling. Likaså om man begränsar för lite blir problemet för svårt och det går inte att träna en tillräckligt bra modell för att vara användbar i praktiska sammanhang.

För CAA:er begränsas komplexiteten primärt av antalet lager i strukturen. Med ökat antal lager ökar variationen av potentiella egenskaper för strukturen, samtidigt ökar snabbt antalet parametrar som måste utvärderas. Vilka geometriska mönster som är möjliga att utvärdera påverkar komplexiteten – ett begränsat fördefinierat antal kända mönster eller godtyckligt mönster som definieras av en mask. Denna ökade komplexitet driver i sin tur upp behovet av träningsdata och mer omfattande modellträning.

Beräkningsresurserna blir därmed en central del av avvägningen. När både träningsdatagenerering och modellträning skalar upp kan beräkningskluster krävas för rimliga ledtider och god skalbarhet. Initialt kan arbetet ofta bedrivas på egna datorer eller arbetsstationer med tillräcklig beräkningskapacitet, särskilt om problemets omfattning begränsas och effektiva träningsstrategier används.

### 4.2 Radarabsorbentdesign

En svårighet vid design av CAA:er är valet av designparametrar. Detta syns kanske framför allt vid valet av mönster, eftersom deras elektromagnetiska respons kan variera. Vid flera lager bör mönstren även väljas på ett sätt så att alla mönster som ingår tillsammans maximerar bandbredden. Detta innebär exempelvis att mönstren i en tvålagerstruktur inte skulle ge särskilt god effekt var för sig, utan endast fungerar gemensamt [9].

Även med endast ett lager finns det väldigt många olika mönster att välja mellan. Utan erfarenheten som kommer med arbete inom ämnesområdet kan detta vara en svår uppgift. För att göra designprocessen enklare och snabbare skulle metoder som använder AI/ML kunna användas.

### 4.3 Datarepresentation

För att en modell ska kunna hantera en design måste den först översättas till en matematisk beskrivning – en datarepresentation. Valet av datarepresentation beror direkt på vilka begränsningar som införs på designrymden, fysik som modelleras och vilken modellarkitektur som används. För mönster konstruerade utifrån standardiserade mallar kan representationen ofta reduceras till en lågdimensionell parametervektor till exempel bredd, höjd, elementavstånd och vinkel. För fria mask-/pixelbaserade geometrier behövs bild- eller grafbaserade representationer, gärna kompletterade med topologisk information (t.ex. sammanhängande komponenter och hål).

På resultatsidan (reflektion/transmission/absorption över frekvens) kan responsen representeras som råa spektralvektorer, komprimerade baser eller fysikinformerade parametrar. Valet innebär olika inbyggda antaganden, varierande databehov och olika nivåer av generaliseringsförmåga. Hur data bör representeras givet begränsningarna – och hur representationen ska kopplas till modellarkitekturen – är frågor att besvara.

#### 4.4 Inkludering av designkrav

I litteraturen är designkraven som specificeras av typen: en viss dämpning uppmätt i decibel vid vissa fördefinierade frekvenser. Detta angreppssätt missar flera viktiga aspekter som uppkommer vid tillverkning av en struktur, t.ex. robusthet, vikt, kostnad och slittålighet. Idealt borde dessa aspekter inkluderas i maskininlärningen, men inga artiklar har identifierats i litteraturen som berör dessa aspekter.

I detta arbete används inte en hel dämpningskurva som indata, utan kraven på dämpning specificeras i ett frekvensband. På detta sätt kan modellen fokusera på att uppfylla övergripande prestandamål snarare än att försöka återskapa en given kurva.

#### 4.5 Generering av träningsdata

Generering av träningsdata av tillräcklig kvalitet och kvantitet är avgörande för att lyckas träna bra och välanpassade ML-modeller, vilket medför att datagenerering till stor del behöver automatiseras. Exakt hur detta ska genomföras är oklart i dagsläget. Beroende på datarepresentationen kan även metoder för att sampla data slumpmässigt vara en utmatning då det kan finnas beroenden mellan olika parametrar som behöver modelleras för att få realistiska data.

#### 4.6 Realiserbarhet

I kommande projekt planeras det att främst undersöka design av radarabsorbenter teoretiskt, med hjälp av elektromagnetiska simuleringar. Eventuell tillverkning kan komma att ske i ett senare skede av projektet i begränsad omfattning.

Tillverkningsprocessen medför ytterligare krav i designoptimeringen som specificerats ovan. Dessa krav kan även bero på vilken tillverkningsmetod som ska användas. Två möjliga tillverkningsmetoder är 3D-printing och screentryck. 3D-printing har använts tidigare för CAA:er inom FOI och har fördelen av en snabb designcykel då alla resurser finns på myndigheten. Screentryck finns i dagsläget inte på FOI men det är en metod som är mycket lämplig vid tillverkning av tunna resistiva mönster. De resistiva materialen som används vid 3D-printing respektive screentryck skiljer sig dock väsentligt vilket påverkar både mönsterdesign och elektromagnetisk modellering. Av denna anledning är det nödvändigt att välja tillverkningsmetoden före genereringen av träningsdata om en ML-modell ska kunna ge realiserbara designer.

#### 4.7 Verktyg för elektromagnetiska beräkningar

För att generera verklighetstrogna träningsdata för radarabsorption hos strukturer som CAA:er behövs beräkningsverktyg med vissa egenskaper. Beräkningsverktyget bör använda en numerisk metod som löser Maxwells ekvationer utan förenklingar, en så kallad fullvågslösare. Dessutom bör verktyget implementera periodiska randvillkor då de CAA:er som ska simuleras är periodiska strukturer. Med periodiska randvillkor kan relativt resurssnåla beräkningar av en enda enhetscell ge resultat för en struktur med oändlig utbredning. För tillräckligt stora verkliga strukturer är detta oftast en god approximation. Denna typ av beräkningar är dessutom vanliga vid design av FSS:er, CAA:er och övriga periodiska elektromagnetiska strukturer.

Några välkända kommersiella elektromagnetiska beräkningsverktyg med dessa egenskaper är

- Altair Feko [10]
- CST Studio Suite [29]
- Ansys HFSS [35]
- Comsol Multiphysics [37], inklusive tillvalet *RF module*.

Utöver kommersiella beräkningsverktyg finns verktyg med öppen källkod. Många av dessa saknar periodiska randvillkor, men ett som har stöd för dessa är MEEP [38]. Fördelen med ett öppet verktyg är att det inte medför några licenskostnader. Kommersiella verktyg har dock normalt (baserat på författarnas erfarenhet) bättre prestanda, användarvänlighet och support än öppen källkod. FOI använder beräkningsverktyget Altair Feko, bland annat för simulering av CAA:er.

## 5 Fortsättning

Här ges en översikt av det tänkta fortsatta arbetet. I efterföljande delar presenteras varje delsteg i detalj, en beskrivning av den tänkta utgångspunkten för arbetet, samt en plan för framtida samverkan. Den övergripande idén för det fortsatta arbetet är att börja med ett begränsat problem. Detta begränsar komplexiteten på problemet medan alla delar av följande utvecklingskedja kommer igång. Därefter ökas komplexiteten gradvis. Nedan har arbetet delats upp i en kedja med fem punkter:

1. **Definiera designrymden:** Definiera och avgränsa designrymden till en enklare men fortfarande relevant problemformulering.
2. **Bestäm datarepresentation:** Definiera hur alla typer av data ska representeras. Detta styrs främst utifrån begränsningarna i beräkningsmjukvaran och avgränsningen från tidigare steg.
3. **Generera data:** Generera datamängder för träning och utvärdering i lämplig beräkningsmjukvara. Beräkningsverktyget Altair Feko används redan på FOI. Därmed är det lämpligt att inledningsvis använda Altair Feko för elektromagnetiska beräkningar [10].
4. **Modellutveckling:** Utveckling av modeller för den aktuella uppgiften, exempelvis surrogatmodellering.
5. **Validering:** När en tillräckligt bra modell har tränats ska den valideras i designprocessen för nya strukturer för att säkerställa att den kan bidra med ett mervärde.

### 5.1 Definiera designrymden

Beroende på utfallet av valideringen kan det fortsatta arbetet behöva återgå till alla de föregående stegen för förbättringarna innan kedjan itereras igen. Varje steg av kedjan är i sig en komplex uppgift och kommer sannolikt kräva flera iterationer innan en acceptabel nivå uppnås.

Medan det övergripande målet med projektet är definierat kräver de specifika uppgifterna man vill lösa närmare specificering. Att inleda arbeten med att träna maskininlärningsmodeller på den största möjliga designrymd är metodologiskt olämpligt. I stället är planen att utgå från en begränsad men fortfarande relevant designrymd. Begränsningen kan exempelvis bestå av att beakta endast ett fåtal lager i absorbenten eller att optimera endast parametrarna i redan föreslagna enhetsceller.

I huvudsak kommer arbetet i detta steg att bestå av att komma fram till den mest lämpliga avgränsningen given information från tidigare experiment och erfarenheter. Vid första iterationen kommer begränsningen enbart utgå från erfarenheter från traditionell strukturdesign och forskningslitteratur. Ju längre arbetet går så kommer bedömningen mer och mer att förlita sig på tidigare experiment.

En intressant frågeställning är hur olika designrymden kan vara mellan datamängderna för träning och utvärdering. Samma designrymd innebär att modellens generalisering utvärderas inom domänen den har tränats på, vilket ger en relativt rättfram bild av dess prestanda. Om prestandan istället mäts på en snarlik men annorlunda designrymd blir utvärderingen snarare ett mått på modellens känslighet och robusthet när förutsättningarna ändras. För välartade problem brukar felet öka gradvis ju längre bort designrymden för utvärderingsmängden är från träningsmängden. I problem med stora och många olinjäriteter kan prestandan av en modell avta oberäkneligt och dramatiskt så fort man hamnar utanför designrymden den tränats på.

## 5.2 Bestäm datarepresentation

Komplexiteten i datarepresentationen beror i stor utsträckning på hur designrymden avgränsas, samt begränsningar i gränssnittet till beräkningsmjukvaran. Ett exempel på en redan identifierad utmaning är hur man representerar önskade dämpningsegenskaper på en absorber. Den typiska representationen från beräkningsmjukvaran är en kurva, men designkraven som normalt ställs upp specificerar önskade dämpningsnivåer i specifika frekvensband. Den största delen av arbetet med att definiera denna datarepresentation görs sannolikt i ett tidigt skede av projektet, men datarepresentationen kan komma att uppdateras under hela projektets gång.

Traditionella designer på enhetsceller består ofta av välkända geometriska former sammansatta på olika sätt (exempelvis som Figur 8). Parametrarna som ska bestämmas är storheter som ger kompletta beskrivningar av formerna på enhetscellerna, t.ex. bredd och höjd som bestämmer storleken på en rektangel. Tabell 1 listar motsvarande parametrar för enhetscellernas former i Figur 8.

En datarepresentation av intresse som frångår dessa geometriska former är att man ser på en enhetscell som en bild, där varje pixel är en parameter som behöver bestämmas. I enklaste fallet har man en binär bild med en kanal, vilket skulle motsvara ett material i ett lager. En utökning till flera typer av material skulle kunna koda in genom att frångå en binär bild och låta varje materialtyp representeras av ett heltal. På liknande sätt skulle en sådan representation utökas till flera lager genom att varje lager representeras av en kanal i bilden. En pixelrepresentation medför utmaningen att det blir ett stort antal parametrar jämfört med en geometrisk representation, vilket kan göra inläringen svårare. Dessutom behövs smarta begränsningar av designen för att öka chanserna för att materialet ska vara tillverkningsbart och robust nog, t.ex. genom regularisering [39].

## 5.3 Generera datamängder

Generering av datamängder för träning och utvärdering kan ta vid efter att alla representationer har bestämts och designrymden definierats. Detta steg har flera frågeställningar som behöver undersökas, bland annat:

- Hur ska partitioneringen av designrymden ske mellan datamängderna för träning och utvärdering? Det kan vara önskvärt att använda en utvärderingsmängd som inte överlappar träningsmängden, för att bättre utvärdera modellens generaliseringsförmåga (se sista stycket under Rubrik 6.1). Designrymden utgör den totala rymd där modellen ska vara giltig, medan tränings- och utvärderingsmängder utgör olika, icke överlappande urval.
- Hur stora datamängder behövs för att kunna träna modeller som kan ha potential att förbättra designprocessen av absorber?
- Hur kan datagenereringen automatiseras? Att smidigt och effektivt kunna automatisera datagenerering är avgörande i valet av beräkningsmjukvara.
- Hur ska man sampla designrymden för att få så små och effektiva datamängder som möjligt som samtidigt ger en modell som följer fysikens lagar? Många av parametrarna som är beroende av varandra är inte lika fördelade. Tidigare arbeten har använt sig av en metodologi som heter *Design of Experiments* [26], som är utvecklad för att karaktärisera relationer mellan in- och utdata i komplexa system. Metodologin går ut på att använda olika samplingsstrategier som t.ex. *ortogonal sampling* [26] [40] för att sampla en högdimensionell designrymd mer effektivt. Senare arbete har utvärderat den experimentella effektiviteten av ortogonal sampling för material design mot en Gaussisk process där den senare presterade bättre [41].

## 5.4 Modellutveckling

Efter bedömningen att en tillräcklig datamängd har simulerats kan modellutvecklingen påbörjas. Dessa steg kan komma att överlappa då man kan komma igång med små mängder data och lägga till ny data allt eftersom dessa blir tillgängliga. En stor del av arbetstiden kan komma att läggas på detta steg då åtminstone två problemformuleringar (surrogatmodeller och invers design) kommer undersökas och de har flera komponenter som inte överlappar. Arbetet kommer att påbörjas med att titta på metoder från djupinlärning men utesluter inte andra metoder från andra klasser av modeller om utvecklingen leder i den riktningen. Intressanta frågeställningar inkluderar:

- Vilka modellarkitekturer är lämpliga att jobba med? Faltningarnätverk, flerlager-perceptron eller något annat.
  - Vilken typ av generativ modell är mest lämpad för invers design?
- Finns det annan data man kan utnyttja för att förträna modeller och därmed minska databehovet?
- Hur inkluderar man effektivt underliggande fysik i modelleringen?

## 5.5 Validering

Validering av tränade modeller kommer ske på flera nivåer. Under träning kommer prestanda mätas genom skalära metriker som passar ett givet maskininlärningsproblem, t.ex. absolutskillnader vid regressionsproblem. Dessa kommer användas till att välja bästa modell under träningsförloppet. Dessa metriker är dock otillräckliga när det kommer till hur användbara modellerna är i kontexten där de slutligen ska användas, designprocessen.

En grundlig validering kräver därför att en tränad modell utvärderas utifrån hur användbar den är i en designprocess för absorbenter. Beroende på vilket problem modellen är tränad för att lösa kommer valideringen att se annorlunda ut. En surrogatmodell med syfte att snabba upp beräkningar av egenskaper kommer integreras på ett annat sätt än en modell för invers design som ger förslag på absorbenter givet önskade egenskaper.

## 5.6 Utgångspunkten

Målet med första iterationen av utvecklingsprocessen är att gå igenom alla steg, få alla bitar på plats och komma igång med utvecklingen. Vi föreslår att nästa projekt utgår från att i stora drag reproducera resultatet som återfinns i publicerad litteratur. Begränsningarna av designrymden som används i [20] (som presenterades i avsnitt 3.2.1) är en lämplig utgångspunkt. De använder fyra typer av enhetsceller med olika parametreringar och endast ett lager. De använder sig av relativt enkla modeller som bör vara enkla att återskapa. De ställer upp problemet som invers design och klarar av att träna sina modeller med en förhållandevis liten mängd data på 1600 datapunkter. Samma designrymdsbegränsningar och datamängd kan även användas för surrogatmodellering. Modellen från [23], som presenterades i avsnitt 3.1.1 är här en lämplig utgångspunkt.

En utgångspunkt för valideringsmetodiken för surrogatmodeller är att i den existerande absorbentdesignprocessen ersätta den nuvarande beräkningsmjukvara med surrogatmodellen, som har tränats för att approximera den. Därefter utvärderas om processen kan göras snabbare med liknande prestanda. Utgångspunkten för validering av modeller för invers design blir att helt enkelt mata in en önskad dämpningskurva och utvärdera hur bra dämpningen av den generade absorbenten matchar den önskade dämpningskurvan enligt den valda beräkningsmjukvaran.

## 5.7 Samverkan

Att kunna kommunicera om projektet och att hitta samverkansmöjligheter är viktigt för fortsatt arbete. Projektgruppen har identifierat följande kontakter och möjligheter till samverkan:

### Samverkan inom FOI:

- FoT-projektet "Multidisciplinära designmetoder för framtida militära flygsystem" avser inkludera "radarsignaturprestanda i topologioptimering för aerostrukturdesign". Mellan FoT-projektet och en fortsättning av detta projekt kan det finnas möjlighet till samverkan och synergier genom gemensamt testfall.
- Samverkan kan ske med LO-Signaturer (FMV-beställning) inom radarabsorbenter.

### Samverkan med UoH:

- Vid Chalmers utvecklas en metodik baserad på NEAPS (eng. *nonlinear eigenproblem analysis of periodic structures*). Denna metodik kan nyttjas som beräkningsverktyg för bland annat radarabsorbenter. En fortsättning på detta projekt bör undersöka om metoden är relevant i ML-sammanhang.
- Inför en fortsättning där större hänsyn ska tas till variationer i materialegenskaper, bör kontaktnät med personer verksamma inom AI och material identifieras och kontakt initieras.
- Möjlighet till examensarbete eller annan typ av samverkan bör undersökas/inplaneras.

### Deltagande i Natogrupp SET-ET-147

Projektet planerar att delta i NATO-grupp SET-ET-147: *Next-Generation Antenna Apertures: A NATO Framework Integrating AI, Additive Manufacturing, Metamaterials, and Frequency Selective Surfaces*. Det är en ettårig grupp (*Exploratory Team*) som undersöker nästa generations antennaperturer med fokus på AI/ML, additiv tillverkning, metamaterial och frekvensselektiva ytor. Arbetet bedöms därefter kunna övergå i en treårig grupp där samarbetet kan fortsätta.

## 6 Slutsats

Maskininlärning för design av radarabsorbenter bedöms ha goda förutsättningar att ge stora förbättringar, både genom att ge upphov till bättre absorbenter och genom att accelerera nuvarande designprocess. Forskning kring maskininlärning för radarapplikationer ses även som en del av en accelererande trend där allt fler applikationer inom design av elektromagnetiska komponenter kan förbättras med maskininlärning.

Förutsättningarna för att designa radarabsorbenter med maskininlärning vid FOI är mycket goda, med kompetenser inom både maskininlärning och radarabsorbenter. I ett fortsatt projekt är det lämpligt att först reproducera ett enklare, väletablerat fall från litteraturen innan komplexiteten ökas. En utvecklingscykel beskriven i fem punkter, se avsnitt 5, innehåller de steg som behövs i processen. Utgångspunkten är att dessa följs stegvis och itereras på sikt.

Samverkan med interna och externa parter bör eftersträvas för att ta del av nya landvinningar inom området.

Ämnet är strategiskt viktigt och har potential att ge goda resultat, med tillämpningar inom flygvapnet, armén och marinen.

## 7 Referenser

- [1] A. Krizhevsky, I. Sutskever och G. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Network," *Communications of the ACM*, pp. 84-90, 2017.
- [2] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville och Y. Bengio, "Generative Adversarial Networks," i *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014.
- [3] A. Radford, K. Narasimhan, T. Salimans och I. Sutskever, "Improving language understanding by generative pre-training," 2018.
- [4] J. Jumper, R. Evans, A. Pritzel, T. Green, M. Figurnov och D. Hassabis, "Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold," *Nature*, pp. 583-589, 2021.
- [5] T. Xie, X. Fu, O.-E. Ganea, R. Barzilay och T. Jaakkola, "Crystal diffusion variational autoencoder for periodic material generation," i *International Conference on Learning Representations*, 2022.
- [6] J. Datta, A. Nadimpally, N. Koratkar och D. Datta, "Generative AI for discovering porous oxide materials for next-generation energy storage," *Cell Reports Physical Science*, 2025.
- [7] D. Nematov och M. Hojamberdiev, "Machine Learning - Driven Materials Discovery: Unlocking Next-Generation Functional Materials - A review," *Computational Condensed Matter*, 2025.
- [8] E. F. Knott, J. F. Shaeffer och M. T. Tuley, Radar Cross Section, SciTech Publishing, 2004.
- [9] B. A. Munk, Frequency Selective Surfaces, John Wiley & Sons, 2000.
- [10] Altair Engineering Inc., "Altair Feko," 27 Oktober 2025. [Online]. Available: <https://altair.com/feko/>. [Använd 27 Oktober 2025].
- [11] D. Sjöberg, "Circuit analogs for stratified structures," Technical Report LUTEDX/(TEAT-7159)/1-18/(2007), Teoretisk elektroteknik, Institutionen för elektro- och informationsteknik, Lunds Universitet, Lund, 2007.
- [12] D. M. Pozar, Microwave Engineering, Wiley, 2011.
- [13] K. N. Rozanov, "Ultimate thickness to bandwidth ratio of radar absorbers," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 48, nr 8, pp. 1230-1234, 2000.
- [14] A. Kazemzadeh, "Nonmagnetic Ultrawideband Absorber With Optimal Thickness," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 59, nr 1, pp. 135-140, 2011.
- [15] V. Nair och G. Hinton, "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines," i *International Conference on Machine Learning*, 2010.
- [16] S. Ioffe och C. Szegedy, "Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift," i *International Conference on Machine Learning*, 2015.
- [17] F. Cholet och M. Watson, Deep Learning with Python, Third Edition, Manning Publications, 2025.

- [18] Z.-X. Liu, J. Jin, L.-J. Chen, J.-P. Fu och H. Lin, "Metamaterial absorber optimization method based on an artificial neural network surrogate," *Optics Express*, 2023.
- [19] H. Li, M. Idrees, H. Lin och S.-W. Wong, "Surrogate Model Assisted Frequency Selective Surfaces Multifunctional Optimization," i *IEEE International Workshop on Wireless Sensing Technologies and Applications (IWSA)*, 2024.
- [20] X. Li, J. Liu, Q. Guo och Z. Li, "A Deep Learning Based Design Method for Circuit Analogue Absorbers," i *Cross Strait Radio Science and Wireless Technology Conference*, 2023.
- [21] Z. Liu, D. Zhu, S. P. Rodrigues, K.-T. Lee och W. Cai, "Generative Model for the Inverse Design of Metasurfaces," *Nano Letters*, 2018.
- [22] G. E. Karniadakis, I. G. Kevrekidis, L. Lu, P. Perdikaris, S. Wang och L. Yang, "Physics-informed machine learning," *Nature reviews physics*, 2021.
- [23] V. Joy, A. Anand, Nidhi1, A. Kumar, A. Sethi och H. Singh, "A Surrogate Model for the Forward Design of Multi-layered Metasurface-based Radar Absorbing Structures," ArXiv, 2025.
- [24] A. Toktas, D. Ustun och M. Tekbas, "Multi-Objective Design of Multi-Layer Radar Absorber Using Surrogate-Based Optimization," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2019.
- [25] L. Sixing, P. Changbao, Y. Xiaodon, W. H. W. Fan och T. Shifei, "Efficient sampling strategy driven surrogate-based multi-objective optimization for broadband microwave metamaterial absorbers," *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2024.
- [26] Z. Liu, J. Jin, L. Chen och H. Lin, "Optimization Method Incorporating Equivalent Circuit Theory and Space Mapping for Metamaterial Absorbers," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2024.
- [27] M. ABDULLAH och S. KOZIEL, "Surrogate-Assisted Design of Checkerboard Metasurface for Broadband Radar Cross-Section Reduction," *IEEE Access*, 2021.
- [28] A. L. Maas, A. Y. Hannun och A. Y. Ng., "Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models.," i *International Conference on Machine Learning*, 2013.
- [29] Dassault Systèmes SE, "CST Studio Suite," 27 Oktober 2025. [Online]. Available: <https://www.3ds.com/products/simulia/cst-studio-suite>. [Använd 27 Oktober 2025].
- [30] P. J. Huber, "Robust estimation of a location parameter," *The Annals of Mathematical Statistics*, 1964.
- [31] D. Kingma och J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," i *International Conference on Learning Representations*, 2015.
- [32] Bharathi V, K. Ramanujam och P. Ramanujam, "Inverse Design of Ultra-Wideband Frequency Selective Surface Using a Graph based Conditional Variational Autoencoder (G-CVAE) integrated with a Physics Informed Neural Network (PINN)," *IEEE Journal on Multiscale and Multiphysics Computational Techniques*, Januari 2025.
- [33] Y.-H. Liu, J.-C. Liang, B.-Z. Wang och R. Wang, "Inverse Design Method for Electromagnetic Periodic Structures Based on Physics-Informed Neural Network

With Embedded Analytical Models,” *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, February 2025.

- [34] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever och R. Salakhutdinov, ”Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from,” *Journal of Machine Learning Research*, 214.
- [35] ANSYS Inc., ”ANSYS HFSS,” 27 Oktober 2025. [Online]. Available: <https://www.ansys.com/products/electronics/ansys-hfss>. [Använd 27 Oktober 2025].
- [36] Y. Wu, B. Sicard och S. A. Gadsden, ”Physics-informed machine learning: A comprehensive review on applications in anomaly detection and condition monitoring,” *Expert Systems with Applications*, 2024.
- [37] COMSOL AB, ”COMSOL Multiphysics® Simulation Software,” 27 Oktober 2025. [Online]. Available: <https://www.comsol.com/comsol-multiphysics>. [Använd 27 Oktober 2025].
- [38] A. F. Oskooi, D. Roundy, M. Ibanescu, P. Bermel, J. D. Joannopoulos och S. G. Johnson, ”MEEP: A flexible free-software package for electromagnetic simulations by the FDTD method,” *Computer Physics Communications*, vol. 181, nr 3, pp. 687-702, 2010.
- [39] H. A. M. Vania V. Estrela och O. Saotome, ”Total Variation Applications in Computer Vision,” i *ArXiv*, 2016.
- [40] V.-M.-R. G.-R. S. Zhang, C. Zhang och Q.-J. Zhang, ”Parallel Computational Approach to Gradient Based EM Optimization of Passive Microwave Circuits,” *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 64, nr 1, pp. 44-59, 2016.
- [41] S. Prabhu, P. A. Kumar, A. Selwinston, P. Taduvai, S. Bairi och R. Batra, ”Enhancing Experimental Efficiency in Materials Design: A Comparative Study of Taguchi and Machine Learning Methods,” i *ArXiv*, 2025.



FOI  
Totalförsvarets forskningsinstitut  
164 90 Stockholm

Tel: 08-55 50 30 00  
Fax: 08-55 50 31 00

[www.foi.se](http://www.foi.se)