



# UNIVERSITÀ DI PISA

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria delle Telecomunicazioni

Curriculum Internet and Wireless Communications

Tesi di Laurea Magistrale

**Allocazione della potenza in downlink per sistemi 5G  
multicarrier assistiti da RIS (Reconfigurable  
Intelligent Surface)**

RELATORI

Prof. Marco Moretti

Prof. Michele Morelli

CANDIDATO

Dario Cellini

ANNO ACCADEMICO 2022-23



# Abstract

Il lavoro di tesi è incentrato sull'impiego della tecnologia RIS (Reconfigurable Intelligent Surface) per ottimizzare la resource allocation nei sistemi 5G & Beyond. Con l'introduzione di applicazioni innovative e la conseguente crescita esponenziale del traffico di dati, le reti 5G richiederanno prestazioni sempre più elevate. Le tecnologie coinvolte per garantire i requisiti dello standard, come massive MIMO (Multiple-Input and Multiple-Output), MU-MIMO (Multiuser MIMO) e mmWaves, possono comportare dei problemi legati a consumo energetico, attenuazione del segnale e selettività del canale wireless. La tecnologia RIS offre la possibilità di superare molte sfide, rendendo il canale wireless "programmabile". Questo potrebbe permettere di migliorare le prestazioni dei sistemi di trasmissione wireless, non solo per lo sviluppo del 5G, ma anche per il futuro standard 6G. La RIS è una superficie composta da molteplici elementi riflettenti che, grazie agli opportuni sfasamenti dati da ogni coefficiente di riflessione, effettua beamforming passivo. Studi precedenti hanno dimostrato l'utilità della RIS in single-user e in multiuser. L'obiettivo è ottimizzare congiuntamente il beamforming attivo della base station e quello passivo della RIS, con vincoli sul bit-rate di ogni utente, per trovare l'allocazione minimale della potenza. L'approccio di alternating optimization (AO) è stato utilizzato per risolvere i problemi di ottimizzazione del beamforming in trasmissione e dei coefficienti della RIS iterativamente, fino a raggiungere la convergenza. Vengono considerate anche le limitazioni computazionali e l'efficienza di una soluzione subottima basata su block diagonalization (BD). L'estensione della tecnologia RIS ai sistemi multicarrier rappresenta un'area di ricerca solo parzialmente esplorata in letteratura e potrebbe contribuire allo sviluppo di soluzioni avanzate per le telecomunicazioni mobili Beyond 5G (B5G).

# INDICE

<b>1</b>	<b>INTRODUZIONE</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>SERVIZI 5G</b>	<b>5</b>
2.1	Enhanced mobile broadband (eMBB)	6
2.2	Massive machine-type communications (mMTC)	11
2.3	Ultra-reliable low-latency communications (URLLC)	13
<b>3</b>	<b>TECNOLOGIE 5G</b>	<b>17</b>
3.1	OFDM (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing)	21
3.2	MIMO (Multiple-Input and Multiple-Output)	24
3.3	mmWaves	30
<b>4</b>	<b>RIS (Reconfigurable Intelligent Surface)</b>	<b>34</b>
4.1	General characteristics	35
4.2	Signal model and channel estimation	37
<b>5</b>	<b>RESOURCE ALLOCATION</b>	<b>42</b>
5.1	Single-user case	43
5.2	Block diagonalization (BD)	54
5.3	Multiuser case	60
<b>6</b>	<b>CONCLUSIONI</b>	<b>72</b>
<b>7</b>	<b>BIBLIOGRAFIA</b>	<b>73</b>

# 1 INTRODUZIONE

Lo standard 5G introduce numerose applicazioni innovative per le wireless communications (come streaming video UHD, realtà aumentata e virtuale, Internet of Things e Internet of Everything, chirurgia a distanza, autonomous driving, tactile Internet, ecc.), causando la crescita esponenziale del traffico di dati e l'introduzione di vincoli sempre più sfidanti in termini di latenza e affidabilità. Pertanto, alle reti 5G sono richieste prestazioni sempre più elevate, che si traducono nelle tre classi principali di servizi 5G, schematizzate sul triangolo in Figura 1.1:

- 1) enhanced mobile broadband (eMBB), con l'obiettivo di offrire in downlink un peak data rate fino a 20 Gbps e un mean data rate di almeno 1 Gbps;
- 2) ultra-reliable low latency communications (URLLC), per garantire un'affidabilità quasi completa (packet error rate pari a  $10^{-5}$ ) con latenza sotto a 1 ms;
- 3) massive machine-type communications (mMTC), con l'obiettivo di servire simultaneamente fino a 1 milione di dispositivi per Km<sup>2</sup>.

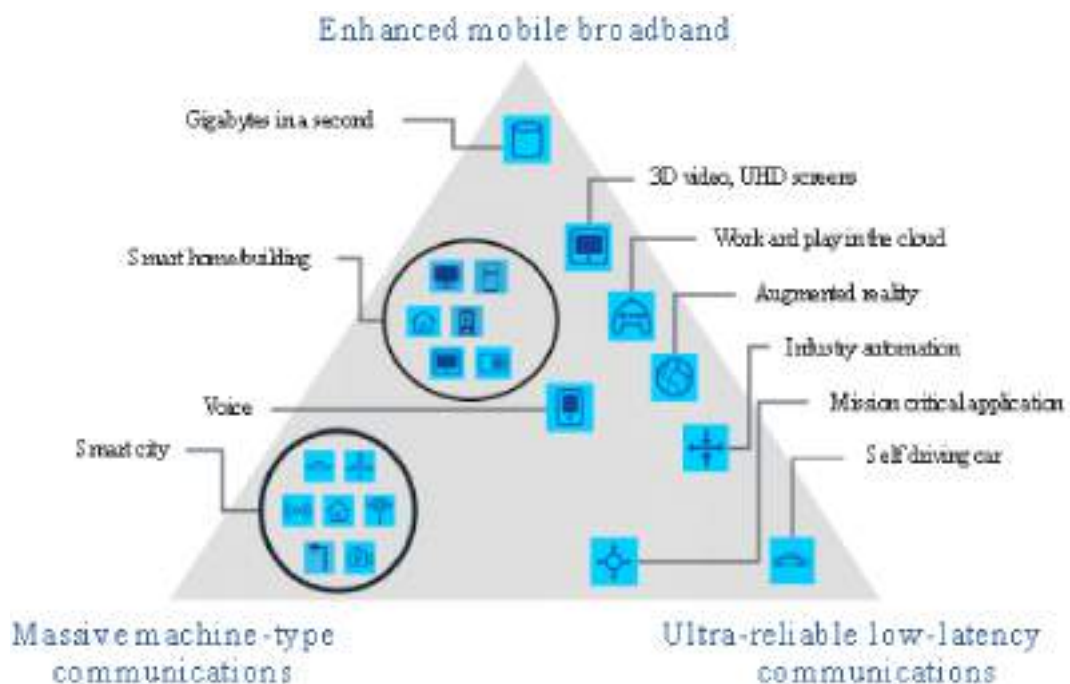


Figura 1.1

Per raggiungere tali obiettivi, sono state integrate nei sistemi 5G innovazioni tecnologiche, come MU-MIMO (Multiuser Multiple-Input and Multiple-Output) e massive MIMO, insieme all'utilizzo di nuove bande di frequenza a mmWaves (30÷300 GHz) e, nel futuro, a THz (superiori a 300GHz). Le tecniche MU-MIMO, che permette di trasmettere simultaneamente a più utenti utilizzando più antenne, e massive MIMO, con array di moltissime antenne, migliorano l'efficienza spettrale e la capacità, mentre le bande di frequenza a mmWaves e a THz offrono larghezza di banda e capacità di canale elevate per supportare applicazioni avanzate e trasmissioni ad alta velocità.

Tuttavia, l'impiego di queste innovazioni determina anche alcuni problemi tecnologici e di implementazione che sono ancora oggetto di ricerca attiva. Ad esempio, la tecnologia massive MIMO moltiplica il numero di antenne alla base station per aumentare la capacità di canale, portando a un aumento significativo dei componenti e della complessità del sistema [1]. Inoltre, l'utilizzo di onde millimetriche per sfruttare bande molto larghe ha il problema dei fenomeni di attenuazione atmosferica molto maggiori rispetto al caso delle telecomunicazioni tradizionali.

Il concetto di RIS (Reconfigurable Intelligent Surface) è stato pensato proprio per superare alcune di queste criticità, permettendo di ottenere un canale wireless "programmabile", che possa realizzare le promesse del 5G. Considerando il potenziale impatto delle RIS nei sistemi di trasmissione wireless, è ragionevole assumere che queste avranno un ruolo molto importante anche nei sistemi Beyond 5G (B5G), tra cui il futuro standard 6G.

La RIS, chiamata anche IRS (Intelligent Reflective Surface), è una metasuperficie composta da un gran numero di piccole unità riflettenti che vengono configurate per modificare la distribuzione spaziale del campo elettromagnetico (EM) associato al segnale. Le IRS, con numerosi elementi riflettenti disposti su un substrato dielettrico, sono capaci di riflettere il campo EM incidente con spostamenti di fase regolabili per fare beamforming tridimensionale, senza la necessità di catene di trasmissione (TX) a radiofrequenza (RF). Il concetto è rappresentato in Figura 1.2, con un array

bidimensionale di elementi riflettenti disposti su un substrato e regolati da una rete di switch collegati al controller.

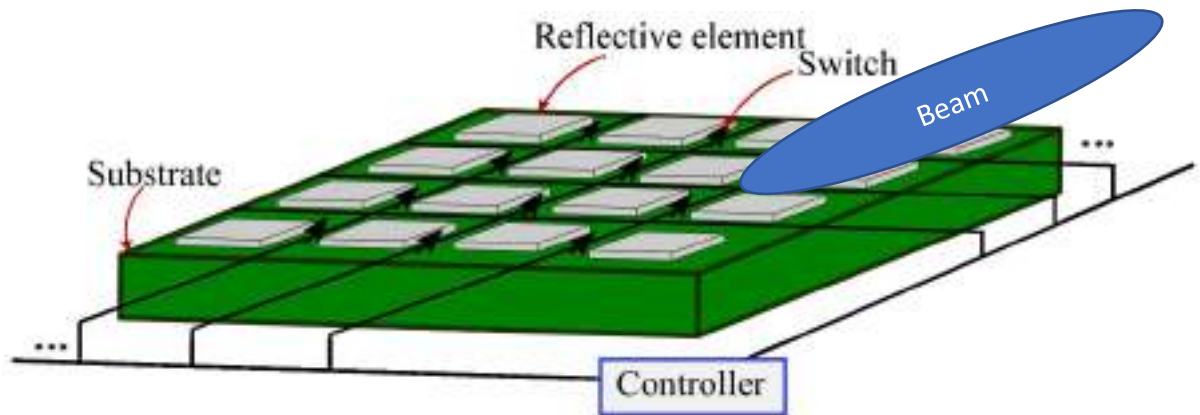


Figura 1.2

Questo effetto è utile soprattutto in assenza di line of sight (LOS) tra base station (BS) e utenti. Uno dei problemi di maggiore interesse relativo alle RIS è come configurarle in modo da ottenere il massimo delle prestazioni. Il problema è molto complicato dal fatto che, essendo le RIS dei dispositivi passivi, i coefficienti delle RIS sono in generale solo degli sfasamenti. Il problema dell'ottimizzazione dei coefficienti delle RIS è stato affrontato in molti articoli nella letteratura recente. In particolare, il noto paper [2] di Q. Wu e R. Zhang impiega la tecnologia RIS per migliorare l'efficienza spettrale ed energetica di un sistema wireless. Lo studio si concentra su una cella di un sistema wireless multiuser a portante singola in cui una IRS assiste il downlink tra un access point (AP) con antenne multiple e più utenti con antenna singola. Mediante l'ottimizzazione congiunta del beamforming in trasmissione con array di antenne attive sull'AP e del beamforming da riflessione tramite phase shifter passivi sull'IRS, è possibile garantire il livello desiderato di SINR (Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio) per ogni utente, abbassando la potenza trasmessa. I risultati delle simulazioni dimostrano che un sistema assistito da IRS può ottenere le stesse prestazioni del sistema massive MIMO equivalente senza l'utilizzo di IRS, ma con notevole riduzione delle antenne attive, delle catene di TX a RF e dei consumi energetici.

Ad oggi, la maggior parte della letteratura si concentra principalmente su sistemi a portante singola. In realtà, la forma d'onda 5G è multi-portante e la larghezza di

banda delle trasmissioni ad onde millimetriche può rendere il canale selettivo in frequenza, così da non poter escludere a priori l'utilizzo di sistemi multi-portante anche nei sistemi B5G.

Questo lavoro di tesi sviluppa un'estensione multi-portante della tecnologia RIS con ottimizzazione congiunta del beamforming attivo e passivo, che rappresenta un'area di ricerca solo parzialmente esplorata nella letteratura.



## 2 SERVIZI 5G

Il 5G New Radio (NR) non è un'evoluzione del 4G, ma piuttosto una grande rivoluzione in corso per le telecomunicazioni mobili, con miglioramenti delle prestazioni di diversi ordini di grandezza rispetto a LTE. Le caratteristiche e gli obiettivi della quinta generazione di telecomunicazioni mobili sono stati fissati dagli standard ITU IMT-2020 e 3GPP Release 15, 16 e 17. Nel seguito riassumiamo in un elenco i principali vantaggi introdotti dal 5G rispetto alla generazione precedente:

- supporto a larghezze di banda molto ampie e velocità di trasmissione dati estremamente elevate, ottenute sfruttando anche le frequenze delle mmWaves (30÷300 GHz);
- incremento dell'efficienza energetica della rete e riduzione delle interferenze;
- bassa latenza per ottimizzare le prestazioni e abilitare nuovi casi d'uso;
- ampio utilizzo di beamforming e di un gran numero di elementi di antenna (massive MIMO) per migliorare l'efficienza spettrale e l'affidabilità.

Grazie a questi miglioramenti tecnologici, i sistemi 5G possono offrire le tre classi di servizi fondamentali previsti dallo standard ITU IMT-2020:

- enhanced mobile broadband (eMBB), per applicazioni come realtà virtuale/aumentata, streaming video UHD, cloud e altri scenari in cui sono richieste velocità di trasmissione dati molto elevate;
- massive machine-type communications (mMTC), per applicazioni come Internet of Things (IoT), dispositivi indossabili, sensori intelligenti e tanti altri scenari che prevedono un numero enorme di apparecchi collegati, ognuno con traffico di dati sporadico e consumo energetico basso;
- ultra-reliable low-latency communications (URLLC), per applicazioni industriali, per autonomus driving e per la chirurgia a distanza, che necessitano di estrema affidabilità e bassissima latenza.

In questo capitolo si approfondiscono i tre servizi su cui è basato il 5G, con particolare attenzione ai requisiti di data rate e potenza.

## 2.1 enhanced mobile broadband (eMBB)

L'ampliamento della banda larga è richiesto dalle nuove applicazioni che necessitano di data rate molto elevati (per es. streaming video UHD e realtà virtuale). Per realizzare l'eMBB devono necessariamente essere soddisfatti alcuni requisiti, rappresentati anche in Figura 2.1:

- Peak Data Rate, ovvero la velocità di trasmissione dati di picco che può essere sostenuta dalla rete;
- User Experienced Data Rate, la velocità di trasmissione effettivamente fornita all'utente, in uno scenario reale;
- Area Traffic Capacity, il throughput totale di traffico dati per unità di area (geografica) servita;
- Spectrum Efficiency, ovvero la massima velocità di trasmissione dati per unità di banda.

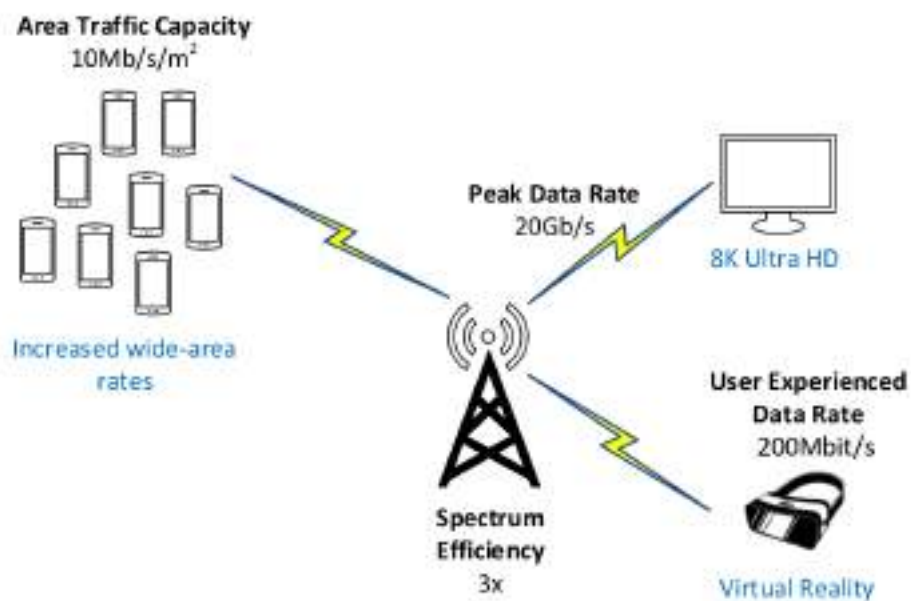


Figura 2.1

Ai sistemi 5G è richiesto di fornire un peak data rate 20 volte superiore rispetto alla precedente specifica della tecnologia, da 1 Gb/s in LTE a 20 Gb/s in NR. Questa è la velocità di trasmissione dati massima raggiungibile in condizioni ideali (senza errori) da un singolo dispositivo quando ha per sé tutte le risorse dello spettro utilizzabili. Un tale incremento della peak data rate nel 5G passa necessariamente per un aumento dello spettro e uno sfruttamento completo di tutte le risorse spettrali a disposizione.

L'aumento di spettro disponibile è ottenibile sfruttando le frequenze delle mmWaves (30÷300 GHz), che offrono larghezze di banda dell'ordine di 1 GHz, e in futuro del THz (oltre 300 GHz), con bande ancora più larghe.

Uno sfruttamento completo ed efficiente della banda è possibile con l'impiego del multiple-input multiple-output (MIMO), tecnica che utilizza un numero elevato di elementi di antenna trasmettenti e riceventi con controllo elettronico dell'ampiezza e della fase dei segnali. Il concetto base del MIMO è rappresentato in Figura 2.2 (con  $n$  elementi di antenna in trasmissione e  $m$  elementi in ricezione, tutti attivi contemporaneamente). Nello spettro di frequenze tradizionale inferiore ai 6 GHz, le base station (BS) di solito utilizzano un array di antenne TX/RX per servire più utenti con flussi di dati paralleli: questo metodo è noto come multiuser MIMO (MU-MIMO). Invece, l'elevata attenuazione tipica dello spettro delle mmWaves richiede l'impiego di antenne ad elevato guadagno, la cui realizzazione si ottiene applicando il beamforming: l'orientamento adattivo del *beam* (fascio di irradiazione) verso singoli terminali mobili assegnati specificamente ad esso. Sia la tecnica MU-MIMO, sia il beamforming, permettono di aumentare la capacità delle celle senza dover installare ulteriori BS.

Nei sistemi 5G, il grado di parallelismo può essere portato ad un livello superiore con il massive MIMO. Il numero di antenne tipico preso in considerazione per una BS in massive MIMO varia tra 256 e 1024. Questa tecnologia porta notevoli benefici all'efficienza spettrale ed energetica, oltre che aumentare la diversità in ricezione. La direction of arrival (DOA) indica l'angolo con cui l'onda incidente arriva in un punto, dove nel caso del MIMO si trova l'array di antenne. Chiaramente di questo

parametro si può ottenere solamente una stima, che è fondamentale per il funzionamento delle configurazioni massive MIMO.

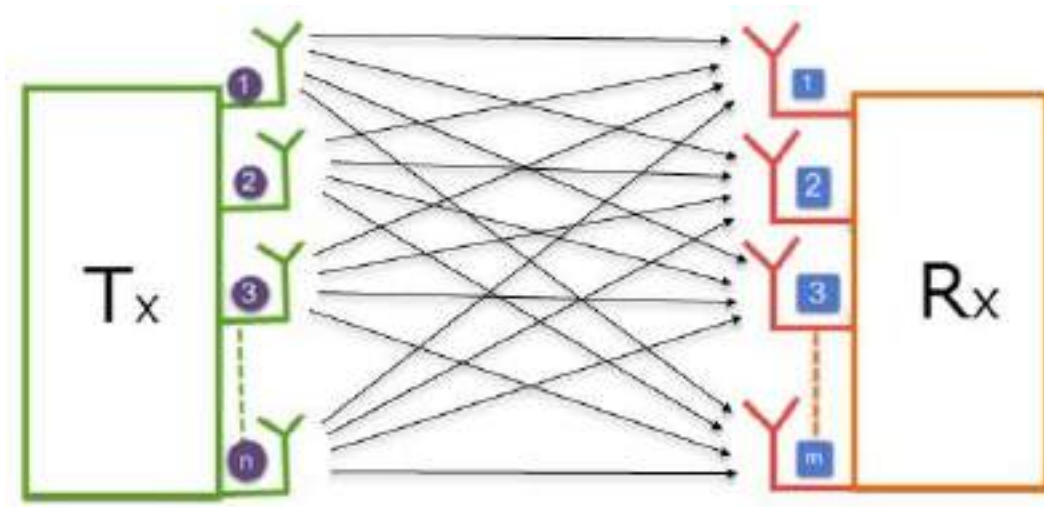


Figura 2.2

Nei sistemi di trasmissione wireless MIMO la stima del canale è un elemento cruciale per la trasmissione e la ricezione coerente dei dati. Inoltre, l'acquisizione di un'accurata channel state information (CSI) sul trasmettitore è particolarmente importante, poiché i parametri prestazionali del sistema, come la capacità di canale o la BER (Bit Error Rate), dipendono pesantemente da questa. Una CSI accurata sul trasmettitore può essere utilizzata per migliorare sostanzialmente le prestazioni del sistema MIMO attraverso il linear precoding (o beamforming in trasmissione). Pertanto, la stima del canale e della channel state information sul trasmettitore è un problema estremamente rilevante per i sistemi MIMO, e a maggior ragione per massive MIMO.

L'user experienced data rate è la velocità di trasmissione dati misurata dall'utente in un ambiente reale denso di altri dispositivi. Il 5G offre un user experienced data rate 10 volte superiore rispetto a 4G, da 20 Mbit/s a 200 Mbit/s. Per questo scopo è necessaria la cooperazione e la virtualizzazione della rete nei sistemi 5G.

La wireless network virtualization (WNV) consente a più operatori della rete di condividere risorse comuni (ad es. infrastruttura di rete, backhaul, spettro, core, energia, ecc.). Il meccanismo di virtualizzazione astrae le risorse fisiche in un certo

numero di risorse virtuali, che è condiviso da diversi fornitori di servizi. Le reti wireless virtualizzate sono costituite da un infrastructure provider (InP) e da un virtual network operator (VNO). L'InP possiede l'infrastruttura fisica e la licenza sulle bande frequenziali. Il VNO affitta servizi da un InP, crea risorse virtuali e le assegna agli utenti finali. È opportuno specificare che il VNO utilizza le risorse dell'infrastructure provider senza neanche conoscere l'architettura fisica della rete (Figura 2.3). I principali vantaggi di WNV includono:

- elevato grado di utilizzo delle risorse;
- miglioramento delle prestazioni;
- aggiornamenti tecnologici più semplici, isolando parte della rete;
- migliore QoE (Quality of Experience) per gli utenti finali.

WNV si basa su software-defined networking (SDN) e network function virtualization (NFV).

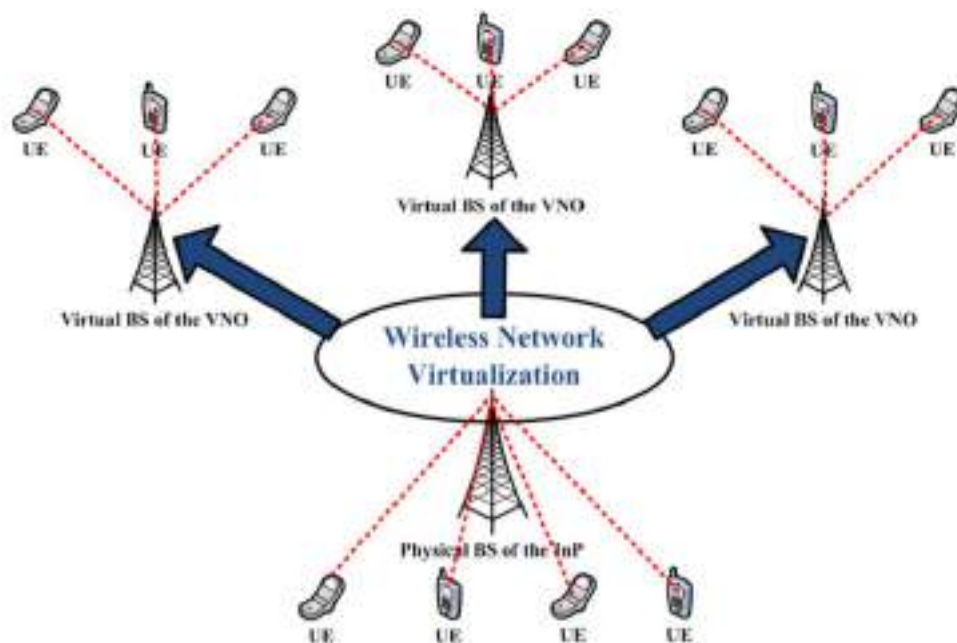


Figura 2.3

L'area traffic capacity si riferisce al throughput di traffico totale servito per area geografica e il valore target è aumentato da 0,1 Mbit/s/m<sup>2</sup> su LTE, a 10 Mbit/s/m<sup>2</sup> in 5G. Per raggiungere questo requisito, con la nuova generazione di telecomunicazioni

mobili si va incontro a un processo di cell densification, che consiste in una sempre maggior concentrazione di small base stations (SBS) che gestiscono micro, pico e femtocelle. In Figura 2.4 è schematizzata la copertura di un ambiente urbano con celle di dimensione variabile.

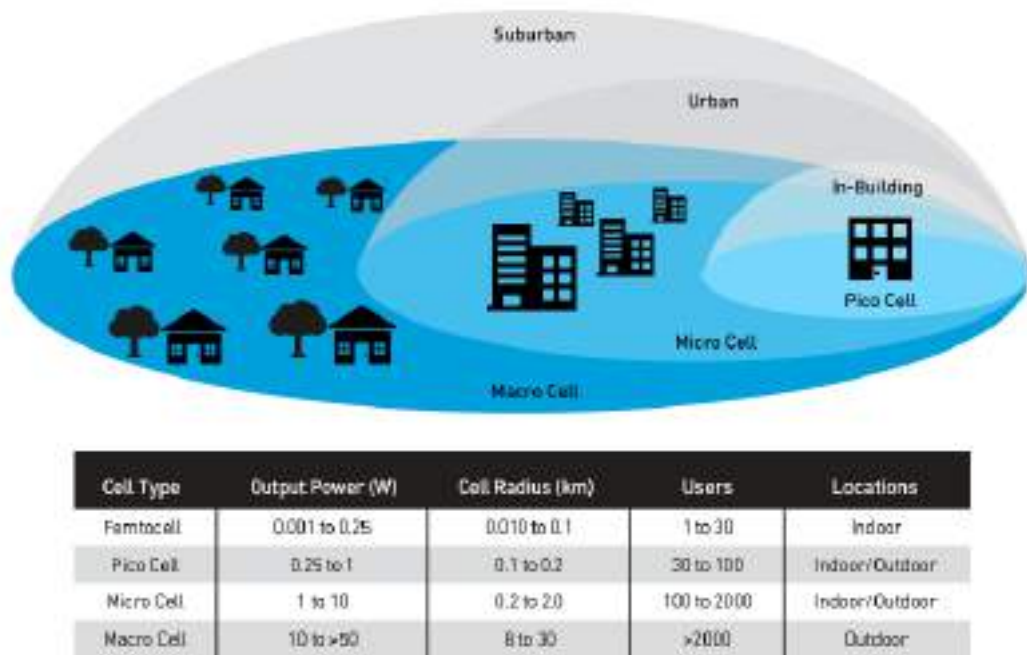


Figura 2.4

La densificazione della rete consente un più ampio sfruttamento spaziale delle risorse, ma porta come svantaggio un inevitabile aumento dell'interferenza tra le celle, che rende complicato il problema di gestione della copertura. Una delle tecnologie più promettenti per aumentare l'area traffic capacity è proprio l'uso di configurazioni multi-antenna. I sistemi massive MIMO in eMBB supportano velocità di trasmissione dati per unità di area estremamente alte, inoltre migliorano l'efficienza spettrale e la copertura.

Lo spettro disponibile si estenderà da circa 3 GHz in LTE, a circa 30 GHz in 5G NR. Il livello di spectrum efficiency in 5G deve raggiungere 30 bit/s/Hz per il downlink e 15 bit/s/Hz per l'uplink. Per soddisfare questo requisito, è necessario l'accesso a tecniche flessibili che massimizzino l'efficienza spettrale. La necessità di un utilizzo ottimale dello spettro elettromagnetico porta allo sfruttamento della banda non in termini di proprietà esclusiva ma di accesso multiplo. Altrettanto importante per la

spectrum efficiency è il rilevamento di anomalie, ovvero campi elettromagnetici non previsti in una certa località.

## 2.2 massive machine-type communications (mMTC)

Un'altra caratteristica chiave dei sistemi 5G è la domanda di connettività scalabile per un numero crescente di dispositivi, necessitando di numerose trasmissioni efficienti di piccoli payload su tutta l'area di copertura. Dispositivi indossabili, tecnologie smart home, Internet of Things (IoT) e consegne con i droni genereranno traffico sporadico fra un numero enorme di dispositivi e sensori distribuiti geograficamente, richiedendo che mMTC sia in grado di supportare nuovi casi d'uso. I due requisiti centrali per abilitare le mMTC sono:

- Connection Density, cioè il numero di dispositivi connessi alla rete per unità di area;
- Network Energy Efficiency, misura dei consumi e dell'autonomia energetica di BS, dispositivi, sensori.

Sono previsti tre tipi di accesso per mMTC, rappresentati in Figura 2.5: accesso diretto alla rete (MTC-D), accesso tramite un nodo di aggregazione (MTC-A) e accesso Device to Device (D2D) a corto raggio (MTC-M).

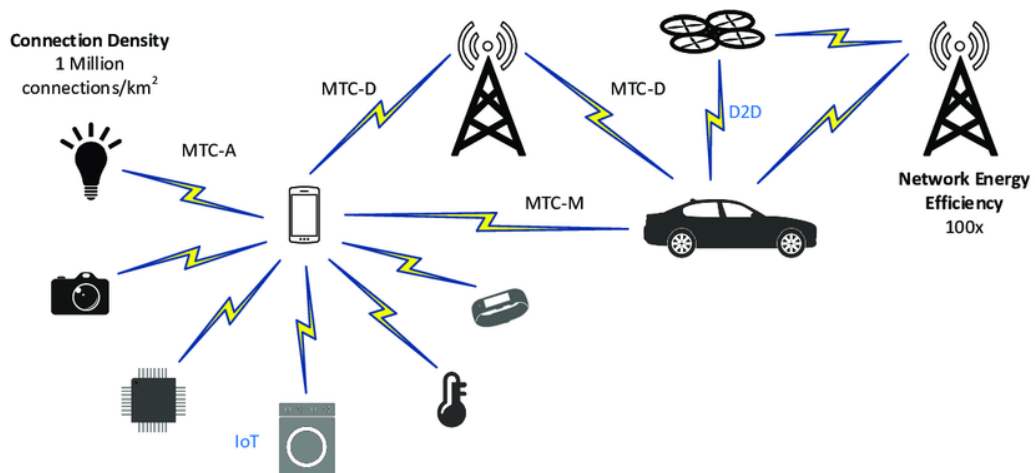


Figura 2.5

Un'ulteriore sfida per i sistemi 5G è connettere un numero enorme di dispositivi per unità di area (connection density), portando l'IoT e città/case/edifici intelligenti a un livello superiore, da 100.000 connessioni per Km<sup>2</sup> in 4G a 1 milione di connessioni per Km<sup>2</sup> in 5G. Al crescere della densità di utenti diventa sempre più complicato il problema della cell association. Infatti, l'utente che si vuole servire della BS meno congestionata, dovrebbe raccogliere tutte le informazioni aggiornate sul livello di occupazione delle BS raggiungibili. L'aumento della connection density può facilmente congestionare anche i collegamenti di backhaul più deboli, influenzando la QoS (Quality of Service) degli utenti finali. Un approccio possibile per mitigare questa limitazione consiste nel recuperare durante le ore non di punta contenuti frequentemente richiesti, archiviare i dati nelle unità di memoria periferiche e utilizzarli durante i periodi ad alta richiesta di traffico. In Figura 2.6 è rappresentato questo scenario facendo distinzione tra infrastructure caching, che coinvolge le BS, e infrastructureless caching, direttamente sugli user equipments (UEs).

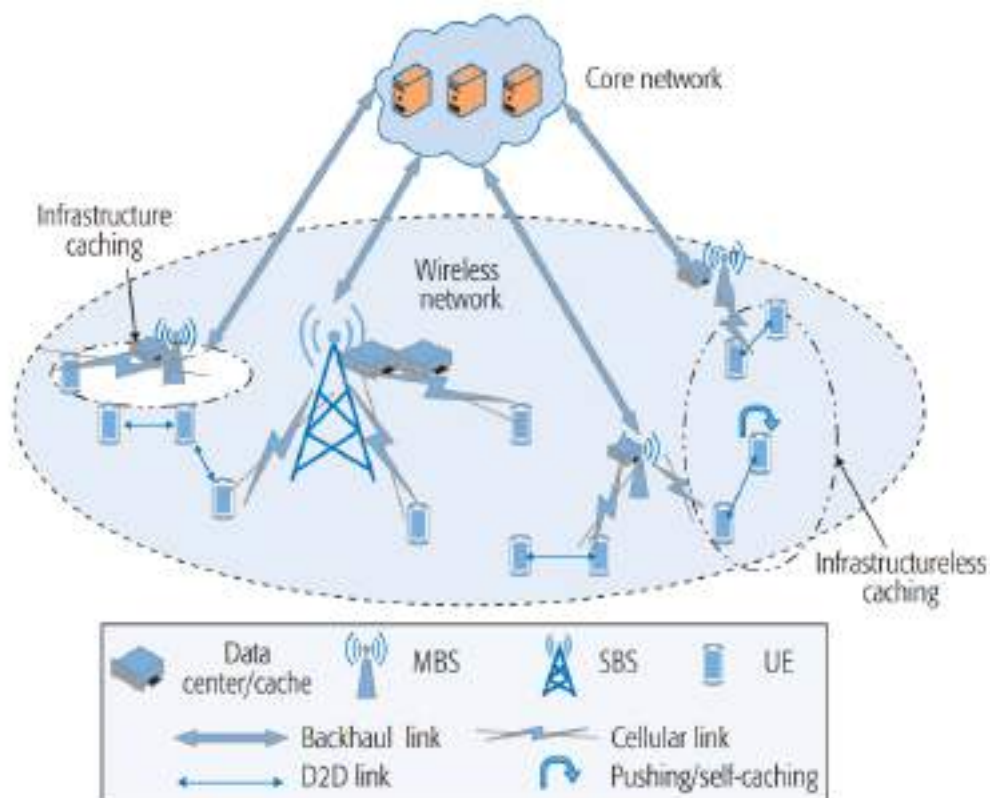


Figura 2.6



Nelle ultra-dense networks (UDNs) il numero di BS è paragonabile a quello degli utenti, in questo modo il traffico è praticamente indipendente dalla densità di dispositivi connessi e la rete lavora sempre in condizioni di carico elevato. Le nuove tecniche di accesso multiplo consentono di sovraccaricare lo spettro mediante il multiplexing degli utenti nei domini dei codici e della potenza, con conseguente accesso non ortogonale. Con questo approccio, è possibile ottenere guadagni in termini di throughput fino al 50%. Gli schemi possibili sono non-orthogonal multiple access (NOMA), sparse code multiple access (SCMA) e interleaved division multiple access (IDMA). Questi schemi possono anche essere combinati con il MU-MIMO.

La network energy efficiency è fondamentale per l'eMBB e dovrebbe migliorare da 1x su 4G a 100x per il 5G. Con la proliferazione di dispositivi wireless nelle applicazioni 5G, il networking efficiente dal punto di vista energetico è diventato un problema critico e impegnativo. L'efficienza energetica della rete è la capacità di una radio access technology (RAT) di ridurre al minimo il consumo di energia in relazione alla quantità di traffico servito. Questo requisito deve essere studiato sotto due aspetti: 1) trasmissione dei dati energeticamente efficiente e 2) bassissimo consumo in assenza di trasmissione. Poiché l'autonomia energetica di molti sistemi è limitata e non immediatamente ricaricabile, un problema cruciale da risolvere per il servizio mMTC è la pianificazione degli stati di sospensione/riattivazione delle base station e delle wireless sensor networks. L'obiettivo è mantenere i nodi e la BS in modalità sleep il più a lungo possibile, massimizzando l'energia disponibile alla rete. In pratica, la RAT deve avere la capacità di supportare un elevato sleep-ratio e una lunga sleep-duration. Anche i concetti di raccolta di energia ambientale da segnali a radiofrequenza e altre fonti di energia rinnovabile sono essenziali per estendere l'autonomia dei dispositivi a batteria.

### **2.3 ultra-reliable low-latency communications (URLLC)**

Alcune particolari applicazioni (ad es. chirurgia a distanza, autonomous driving, Industria 4.0) danno la priorità a estrema affidabilità e bassa latenza, piuttosto che al

mero data rate. In Figura 2.7 uno schema illustra alcuni scenari di ultra-reliable low-latency communications; i requisiti fondamentali per abilitare le URLLC sono:

- Latency, ovvero il tempo di risposta del sistema;
- Mobility, l'abilità della rete di funzionare anche quando i dispositivi si muovono a velocità elevate (specialmente per autonomous driving).

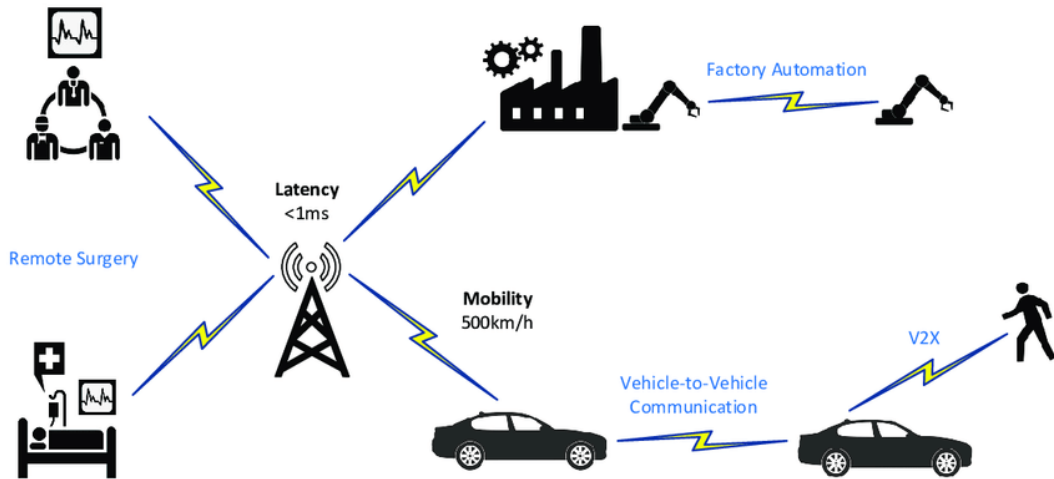


Figura 2.7

La latenza è probabilmente una delle misure delle prestazioni più influenti nel 5G. Un sistema 5G affidabile richiede una latenza estremamente bassa e anche pochi millisecondi (ms) possono fare un'enorme differenza in determinate applicazioni. Il vincolo sulla latenza passa da 10 ms ammissibili in 4G, a 1 ms per le specifiche del 5G. Allo stato attuale della tecnologia, un requisito così stringente per il corretto funzionamento delle URLLC lo si può ottenere solamente attraverso una gestione anticipata della rete, con qualche meccanismo che preveda le richieste e reagisca preventivamente.

La latenza aumenta con la distanza e con la congestione dei collegamenti di rete, motivo per cui non tutto può essere gestito da server cloud lontani dagli utenti finali. Se la BS locale non ha il contenuto desiderato, l'utente dovrà scaricarlo dal server cloud, aumentando notevolmente la latenza. Per questo può essere applicato l'edge caching, un sottocampo dell'edge computing che ha lo scopo di mantenere alcuni dati più vicini all'utente finale, nelle memorie delle base station. D'altra parte, le BS

hanno dimensioni di archiviazione limitate, quindi occorre prevedere correttamente le esigenze degli utenti, per non sprecare spazio. Alcune soluzioni basate su machine learning (ML) potrebbero dare buoni risultati per la previsione della popolarità dei contenuti e la memorizzazione nella cache. Il picco di traffico può essere ridotto in modo sostanziale servendo in modo proattivo le richieste prevedibili degli utenti.

A causa delle impressionanti quantità di dati con cui lavorano le reti 5G, sarebbe molto più efficiente frammentare i grandi file in blocchi più piccoli ed eseguire i calcoli in parallelo. I modelli di k-means clustering possono consentire di partizionare i contenuti del data center in blocchi prima dell'archiviazione, riducendo il trasferimento di dati fra i vari sistemi di archiviazione e contribuendo significativamente a una latenza inferiore. In questo modo, ogni BS sarà in grado di memorizzare un insieme ridotto ma adeguato di file; in Figura 2.8 è rappresentato graficamente un esempio di k-means clustering.

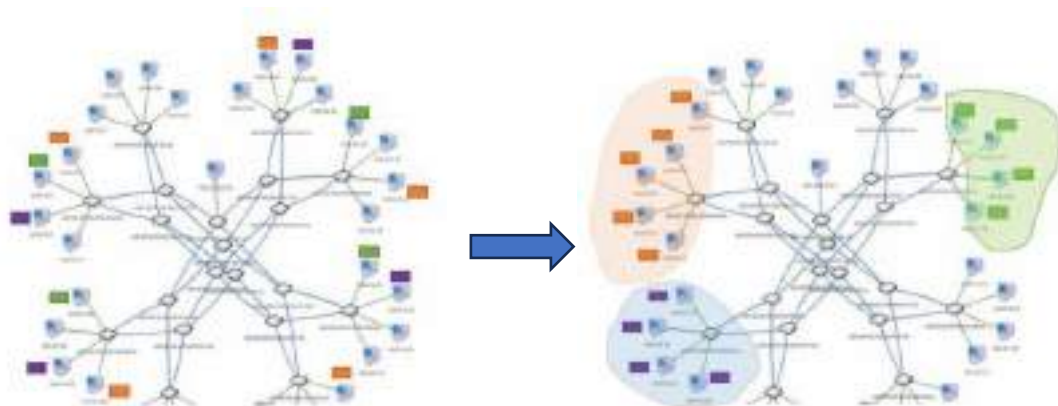


Figura 2.8

La mobility è definita come la massima velocità di spostamento dell'utente alla quale è possibile ottenere una determinata QoS. Per lo scenario di autonomous driving su rete 5G, è supportata una velocità relativa tra i veicoli di 500 km/h, rispetto ai precedenti 350 km/h su 4G.

Per supportare casi d'uso altamente mobili, in particolare con impiego di mmWaves e cell densification, per cui gli utenti passano frequentemente da una BS all'altra, è essenziale un'identificazione ottimale dei vettori di beamforming. Esistono algoritmi che possono utilizzare il segnale pilota di uplink ricevuto dalle BS terminali e apprendere la funzione di mappatura relativa alla configurazione dell'ambiente per

prevedere e coordinare i beamformers dalla BS. In Figura 2.9 è esemplificato il funzionamento di questa tecnica: ogni beam è modellato e puntato in modo adattivo per coprire un utente in movimento, ottenendo una trasmissione molto più efficiente in termini di potenza rispetto al caso omnidirezionale.

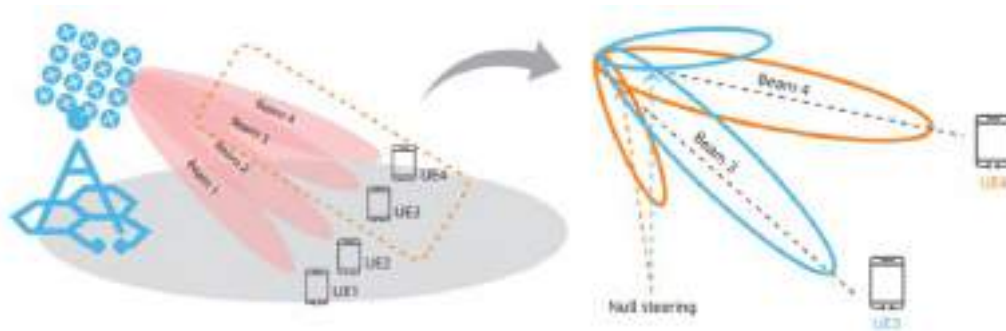


Figura 2.9

Infine, nei sistemi 5G saranno introdotti meccanismi per il controllo dell'*handover* (cambio di cella): un controller centralizzato può raggruppare gli utenti secondo il principio di k-means clustering in base ai loro modelli di mobilità, cioè informazioni sulla velocità, posizione, contesto geografico e traiettoria, al fine di ottenere una politica di handover ottimale per ogni dispositivo.

### 3 TECNOLOGIE 5G

Le prestazioni del canale wireless rappresentano l'aspetto più critico della progettazione di un sistema 5G e rendono necessario l'impiego di alcune tecnologie che permettano di superare le limitazioni fisiche. I canali wireless sono mutevoli in un modo non prevedibile soprattutto a causa della mobilità degli utenti, ponendo forti limitazioni alle telecomunicazioni mobili ad alta velocità di trasmissione e affidabili. Il percorso tra il trasmettitore e il ricevitore può variare (anche nel tempo) da un semplice line of sight a un percorso gravemente ostruito da edifici, montagne, automobili, ecc. Le misurazioni fornite da studi sperimentali sul campo mostrano che in presenza di più ostacoli tra il trasmettitore e il ricevitore, la potenza viene in grandissima parte assorbita e/o dispersa (effetto scattering). In generale, ci sono più meccanismi che influenzano la radiopropagazione: attenuazione, rifrazione, riflessione e diffrazione. I modelli di propagazione suggeriscono che, mentre la potenza decade come il quadrato della distanza in prossimità del trasmettitore, in lontananza la potenza di trasmissione decade esponenzialmente con la distanza (ovvero con pendenza maggiore di due). Molti modelli fisici possono tenere conto della fisica esatta dell'ambiente di propagazione e fornire stime del comportamento in potenza della propagazione (ad esempio, ray tracing). Tuttavia, la complessità e variabilità del canale wireless rende spesso difficile considerarlo come una funzione deterministica; pertanto, vengono spesso utilizzati modelli statistici. Il decadimento di potenza sopra descritto è noto come path loss, ed è causato dalla dissipazione della potenza irradiata con la distanza percorsa, per effetto del canale di propagazione. Il calcolo della path loss serve a prevedere la potenza media del segnale ricevuto per una determinata distanza di separazione trasmettitore-ricevitore (TX-RX):

$$PL(d)|_{dB} = PL(d_0)|_{dB} + 10n \log_{10} \left( \frac{d}{d_0} \right)$$

dove  $d_0$  è la distanza di riferimento associata alle misurazioni in prossimità del trasmettitore,  $d$  è la distanza di separazione TX-RX e  $n$  è il path loss exponent, in funzione dell'ambiente (i valori tipici per un'area urbana sono 2-3). Questa semplice

formula descrive la rapidità con cui la potenza del segnale degrada con la distanza, ma non considera che le misurazioni della potenza del segnale in punti diversi, alla stessa distanza dal trasmettitore, possono essere diverse per via della disposizione degli ostacoli (shadowing): questa discrepanza può essere presa in considerazione sottraendo alla path loss una variabile aleatoria log-normale  $X_\sigma$ , a media nulla e con deviazione standard  $\sigma$  (in dB).  $X_\sigma$  rappresenta la potenza ricevuta a una distanza fissa dal trasmettitore, è la variabile aleatoria che quantifica l'effetto shadowing. In Figura 3.1 è rappresentato un grafico che risalta gli effetti dello shadowing e del fading (evanescenza).

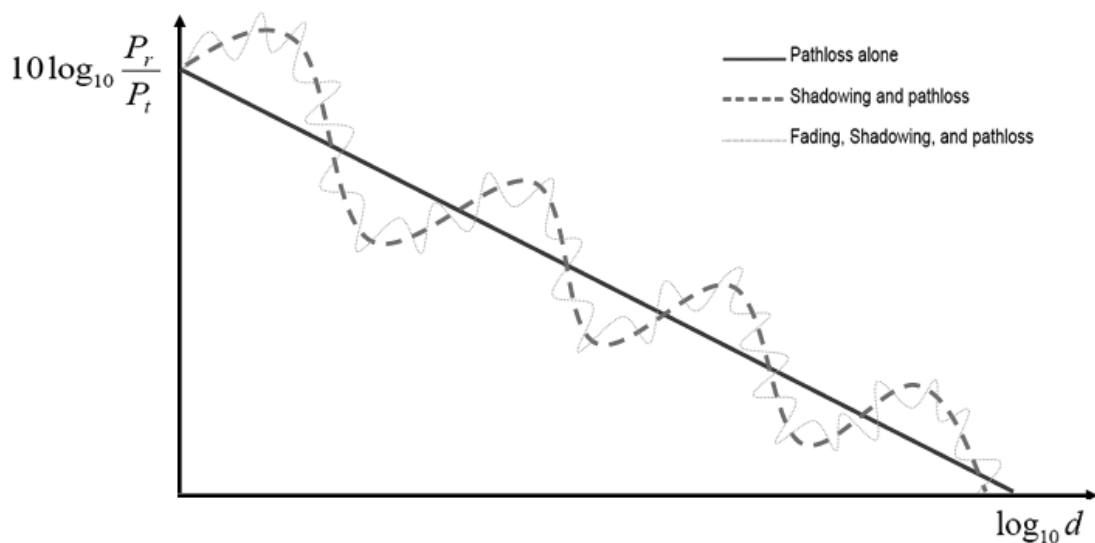


Figura 3.1

Lo shadowing dipende dallo scenario che altera la naturale propagazione del segnale e il suo effetto si traduce in una lenta fluttuazione del livello di potenza del segnale (nota in letteratura come large-scale fading o fading lento, poiché le variazioni dovute alla path loss e allo shadowing si verificano su distanze relativamente grandi fra TX e RX). Il fading lento si verifica quando il tempo di coerenza  $T_c$  del canale è grande rispetto all'intervallo di segnalazione  $T_s$ . Il tempo di coerenza è una misura dell'intervallo temporale minimo dopo il quale l'ampiezza o la fase del canale diventano incorrelate dai loro valori precedenti, viene normalmente utilizzato per distinguere una situazione di fading lento da una di fading veloce. Il large-scale fading intuitivamente non rappresenta un duro ostacolo, data la sua lenta variabilità. D'altra parte, lo small-scale fading descrive le rapide fluttuazioni della potenza

ricevuta in un breve periodo di tempo o su una breve distanza percorsa. Il fading veloce è causato dall'interferenza tra due o più versioni del segnale trasmesso che arriva al ricevitore in momenti leggermente diversi, poiché ogni replica del segnale sperimenta un percorso diverso (e quindi un diverso sfasamento) dalla sorgente al ricevitore. Quest'ultimo raccoglie una sovrapposizione di molte versioni del segnale trasmesso, i cui ritardi dipendono anche dalla velocità relativa tra ricevitore e trasmettitore (non solo dalle loro reciproche posizioni) e i cui guadagni sono modellati come processi aleatori. Lo small-scale fading deriva da una ricombinazione costruttiva o distruttiva di più versioni del segnale, originate da diversi percorsi tra il trasmettitore e il ricevitore; la variabilità del canale dipende anche dalla frequenza a cui si lavora. La propagazione multipath può creare effetti di small-scale fading, dovuti alla presenza di oggetti riflettenti e scatteratori nel canale, per cui i segnali possono combinarsi in molti modi diversi; la velocità relativa del dispositivo e la banda del segnale possono influenzare questo fenomeno.

Un altro parametro chiave per le prestazioni del canale multipath è il delay spread, solitamente indicato con  $\sigma_\tau$ . Una possibile definizione di delay spread è con il ritardo temporale tra l'arrivo della prima componente del segnale (quella in LOS) e l'ultima replica ricevuta, associate ad un singolo impulso trasmesso. Se il delay spread è piccolo rispetto all'inverso della banda del segnale  $1/B$  (o rispetto all'intervallo di segnalazione  $T_s$ ), allora c'è poca espansione temporale del segnale ricevuto (che può essere quindi trascurata, nelle applicazioni pratiche), risultando in un comportamento di fading piatto in frequenza. Tuttavia, quando il delay spread è relativamente grande, vi è una significativa espansione temporale del segnale ricevuto, che porta a una sostanziale distorsione dell'impulso trasmesso; in altre parole, il canale stesso introduce distorsione, in quanto è selettivo in frequenza. L'inverso del delay spread è chiamato banda di coerenza  $B_c = 1/\sigma_\tau$ .

I canali wireless possono anche essere selettivi nel tempo; da un punto di vista analitico, significa che la risposta impulsiva dipende fortemente dall'istante di trasmissione del segnale. Questa variazione si verifica perché o il trasmettitore o il ricevitore sono in movimento (quindi causati dal Doppler spread), ma anche perché

le condizioni del clutter possono variare nel tempo, determinando diverse combinazioni dei segnali trasmessi al ricevitore. La selettività temporale può essere combattuta progettando la durata dei simboli minore del tempo di coerenza  $T_c$  (inverso del Doppler spread), in modo da considerare che il guadagno di canale sperimentato non viene modificato durante la trasmissione del simbolo e di conseguenza l'equalizzazione può essere relativamente semplice. Nel grafico in Figura 3.2 sono esemplificati gli effetti dei due tipi di fading sulla potenza ricevuta nel tempo.

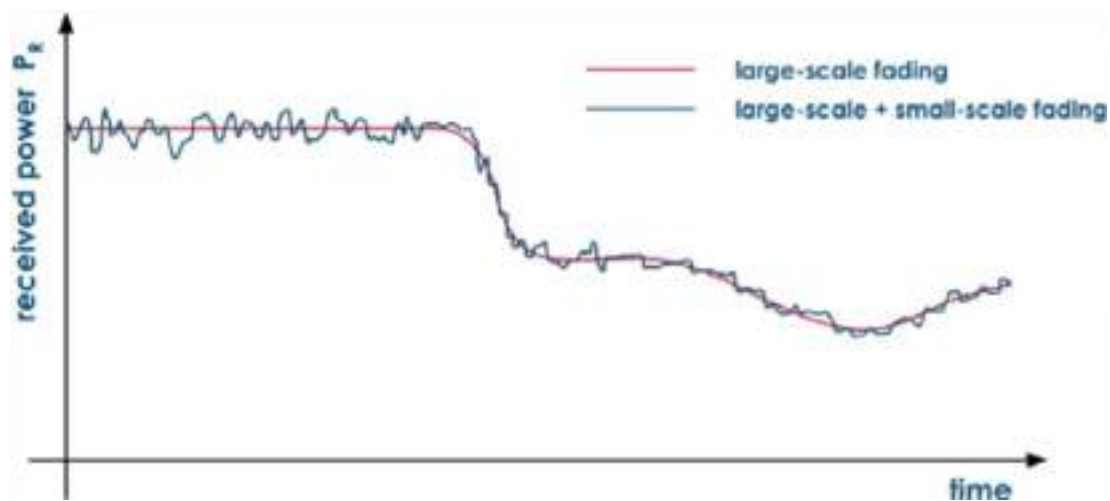


Figura 3.2

Nella pratica, i guadagni di canale sono stimati con diversi modelli, a seconda dell'ambiente di propagazione. Se si assume che ogni segnale distinto dal ricevitore sia la somma di un numero molto elevato di contributi da percorsi indipendenti, ognuno dei quali arriva approssimativamente con lo stesso ritardo (e quindi porta più o meno la stessa potenza), si può considerare che i guadagni del canale seguano una distribuzione gaussiana complessa, quindi abbiano una fase  $\Phi$  uniformemente distribuita sull'intervallo  $[0, 2\pi)$  e un modulo  $\rho$  distribuito secondo la Rayleigh:

$$f_{\rho}(r) = \begin{cases} \frac{r}{\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}, & r \geq 0 \\ 0, & r < 0 \end{cases}$$

Tale modello è chiamato appunto fading di Rayleigh e rappresenta la situazione più svantaggiosa, in cui i contributi di tutti i cammini sono equivalenti e potrebbero



cancellarsi sommandosi in controfase. Ma esistono molti altri casi in cui il contributo di un percorso è abbastanza forte da essere considerato “dominante” e deterministico, poiché dipendente solo dalla geometria del problema; sia  $\mu$  l’ampiezza di questo contributo diretto (e quindi  $\mu^2/2$  la sua potenza), allora possiamo definire il fattore di Rice come il rapporto tra la potenza del cammino diretto e la potenza degli altri cammini:

$$K = \frac{\mu^2}{2\sigma^2}.$$

In questo caso, i guadagni del canale non hanno media nulla e seguono la distribuzione di Rice:

$$f_p(r) = \frac{r}{\sigma^2} e^{-\frac{r^2+\mu^2}{2\sigma^2}} I_0\left(\frac{\mu r}{\sigma^2}\right) u(r) = \frac{r}{\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} e^{-K} I_0\left(\frac{\mu r}{\sigma^2}\right) u(r)$$

dove  $I_0(x)$  è la funzione di Bessel del primo tipo di ordine 0 modificata e  $u(x)$  è la funzione a gradino unitario; il modello è chiamato fading di Rice.

### 3.1 OFDM (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing)

La tecnica di modulazione multi-portante OFDM è molto indicata per affrontare il problema dei canali wireless selettivi in frequenza. Come chiarito in precedenza, il multipath è una delle principali cause di distorsione del segnale nei canali wireless, per i quali OFDM rappresenta un approccio efficace nel combatterne gli effetti, ottenendo anche la mitigazione dell’intersymbol interference (ISI). Infatti, all’aumentare della velocità di trasmissione dei dati (bit-rate elevati), il multipath può ridurre notevolmente le prestazioni dei sistemi di trasmissione wireless a portante singola. OFDM è uno schema di frequency division multiplexing (FDM) utilizzato come modulazione multi-portante digitale; in particolare, un dato canale a banda larga selettivo in frequenza è suddiviso in un gran numero di sottocanali a banda stretta con fading piatto, in cui ciascuna sottoportante può essere sfruttata con uno schema di modulazione convenzionale a un symbol rate inferiore. In altre parole, bit-rate elevati richiedono simboli di durata più breve; OFDM consente di avere simboli

di durata più lunga dividendo un elevato bit-rate in diversi flussi a bassa velocità. Il numero di canali è scelto in modo tale che ciascuna sottoportante abbia una larghezza di banda inferiore alla larghezza di banda di coerenza del canale, in modo che le sottoportanti subiscano un fading relativamente piatto in frequenza. Ciò consente alla tecnica OFDM di resistere efficacemente agli effetti della selettività in frequenza; inoltre, adattando i parametri di trasmissione ai diversi guadagni di ciascun canale, è possibile sfruttare la diversità frequenziale. Tuttavia, se il numero di sottoportanti aumenta, aumenta anche la complessità, poiché lo schema di allocazione dipende dal numero di sottoportanti. Nella Figura 3.3, con gli schemi TX e RX tipici OFDM, il flusso seriale di dati è suddiviso in  $N$  canali paralleli a bassa velocità di trasmissione: è come se i simboli di ogni sottocanale andassero ognuno in ingresso a un diverso modulatore, le cui frequenze portanti sono  $f_1, f_2, \dots, f_N$ .

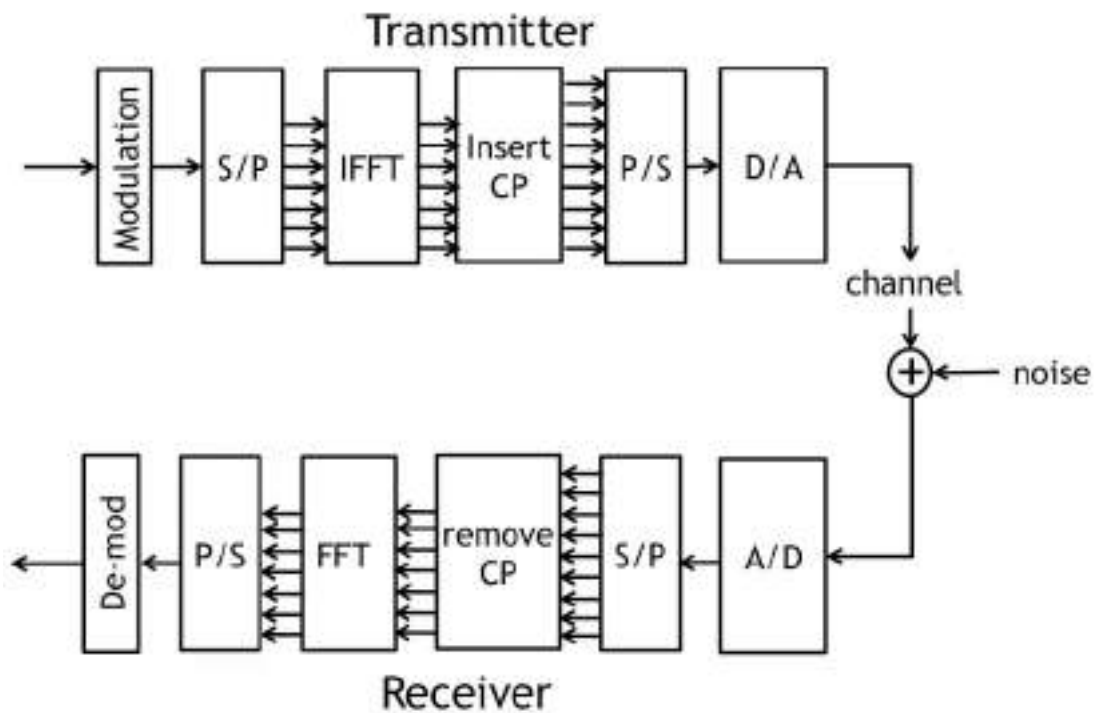


Figura 3.3

Ogni sottocanale ha una larghezza di banda  $\Delta f$ , ottenendo una larghezza di banda totale  $B$  pari a  $N\Delta f$ . Quindi è chiaro il vantaggio di questo approccio: estendendo la durata del simbolo di un fattore  $N$ , è probabile che ogni segnale di sottoportante non sia influenzato dall'effetto del multipath e dall'ISI, poiché il delay spread del canale

diventa una frazione molto più breve della durata di un simbolo. Le pesanti operazioni di equalizzazione dei canali non sono più necessarie, poiché il segnale non è soggetto a fading selettivo in frequenza sui sottocanali a banda stretta. Le  $N$  sottoportanti modulate vengono quindi combinate per generare il segnale OFDM, che ora può essere inviato sul canale. Allo stadio di ricezione, il segnale OFDM viene demultiplexato in  $N$  sottobande di frequenza, e quindi demodulato; i segnali in banda base sono ricombinati utilizzando un convertitore parallelo-seriale ed è dimostrabile che in un sistema OFDM sincronizzato, il segnale ricevuto sulla sottoportante  $n$ -esima è indipendente da tutti gli altri sottocanali del sistema (è una conseguenza dell'ortogonalità tra le sottoportanti). La complessità dell'implementazione è ulteriormente ridotta, applicando una formulazione basata sulla FFT (Fast Fourier Transform): il segnale del sottocanale viene modulato sulle sottoportanti in un unico passaggio con un'operazione di IFFT (Inverse FFT) e demodulato direttamente con una FFT.

Al fine di mitigare l'ISI, viene tipicamente adottato un intervallo di guardia, la cui durata di  $N_G$  simboli è non inferiore al delay spread introdotto dal canale; questa soluzione permette di mantenere i simboli ortogonali. Durante l'intervallo di guardia viene trasmesso un prefisso, consistente in un'estensione ciclica dei simboli IFFT del canale: al ricevitore, verrà cancellato in quanto privo di contenuto informativo. Il prefisso ciclico (CP) rende la convoluzione tra il segnale trasmesso e la risposta impulsiva del canale equivalente a una convoluzione circolare. L'aggiunta del prefisso ciclico aumenta la larghezza di banda e riduce il bit rate: nelle applicazioni pratiche, la durata del prefisso ciclico è scelta in modo che l'espansione della banda sia di circa il 20% della durata della risposta impulsiva (in termini di campioni discreti).

Oltre alla robustezza verso ISI e multipath, OFDM consente un'allocazione flessibile dei sottocanali degli utenti, nota come OFDMA (Orthogonal Frequency Division Multiple Access), un modo intelligente per multiplexare gli utenti nel dominio della frequenza allocando sottoportanti ortogonali, a diversi utenti. In uno scenario multiutente, ciascuna sottoportante in un particolare istante può sperimentare diverse attenuazioni in termini di fading, a causa della natura variabile del canale wireless.

OFDMA offre la possibilità di sfruttare in modo efficiente la banda disponibile assegnando i canali agli utenti che possono sfruttarli al meglio in quel momento; infatti, l'allocazione adattiva delle risorse può assegnare a ciascun utente un insieme di sottocanali scegliendo tra i migliori disponibili secondo diversi criteri di ottimalità. In questo problema, i guadagni sono considerati indipendenti su ciascun sottocanale da utente a utente. OFDMA può aumentare l'efficienza spettrale del sistema, ma anche l'efficienza energetica. Inoltre, nei sistemi OFDMA possono essere impiegati diversi schemi di modulazione e adattati su diverse sottoportanti (o utenti). Ad esempio, gli utenti vicini alla BS potrebbero sperimentare una migliore qualità del canale rispetto a quelli più lontani; pertanto, potrebbero utilizzare schemi di modulazione di ordine elevato per aumentare il loro bit rate. D'altra parte, se gli utenti sono lontani dalla BS o si trovano in aree molto affollate, sono preferibili modulazioni di ordine basso. Pertanto, gli studi confermano che nei sistemi OFDMA la potenza di trasmissione può essere drasticamente ridotta e la capacità del sistema aumentata. Tuttavia nei sistemi wireless la fairness, ovvero una politica che cerchi di non favorire alcuni utenti e affossarne altri, è una preoccupazione importante; lo schema con OFDMA descritto precedentemente non la garantisce. Questo è il motivo per cui vengono spesso presi in considerazione algoritmi adattivi di allocazione delle risorse che tengano conto della fairness.

Infine, occorre segnalare che l'OFDM come tecnica di modulazione comporta un PAPR (Peak-to-Average Power Ratio) molto elevato a causa dell'indipendenza tra i flussi sulle diverse sottoportanti: l'HPA (High Power Amplifier) potrebbe non essere sfruttato pienamente, se non si limita la fluttuazione dell'involuppo del segnale trasmesso in modo da evitare la saturazione del dispositivo.

## **3.2 MIMO (Multiple-Input and Multiple-Output)**

Al fine di raggiungere una maggiore efficienza spettrale, migliorare la capacità di canale e quindi aumentare il data rate, la tecnologia MIMO è considerata dagli specialisti una soluzione molto efficace e promettente; infatti, è già stata impiegata nelle reti wireless 4G. Vale la pena ricordare che "MIMO" non si riferisce solo alla

presenza di più antenne trasmettenti e riceventi, ma anche al vantaggio di avere trasmissioni simultanee di segnali e flussi sullo stesso canale (noto come guadagno di multiplexing spaziale). Poiché il segnale si propaga attraverso percorsi diversi, i sistemi MIMO possono sfruttare la diversità introdotta dal sistema, semplicemente utilizzando i vari flussi per ridurre la probabilità di *deep fading* (attenuazione pesante). Il guadagno in diversità può essere quantificato considerando che, se tutti i guadagni di canale sono variabili aleatorie gaussiane complesse, a media nulla, indipendenti e uniformemente distribuite, allora la loro somma allo stadio del ricevitore potrebbe essere modellata come un  $\chi^2$  (chi-quadro) con  $2n$  gradi di libertà, dove  $n$  è il numero dei percorsi indipendenti. È noto che questa distribuzione assume valori vicini allo zero con una probabilità minore rispetto alla distribuzione gaussiana: in altre parole, combinando flussi diversi è meno probabile che il segnale ricevuto sia stato ricevuto in condizioni di deep fading (significherebbe che tutti i segnali indipendenti sperimentino contemporaneamente guadagni molto bassi). Come risultato, il guadagno in diversità è ottenuto inviando segnali che trasportano le stesse informazioni attraverso percorsi diversi tra le antenne trasmettenti e riceventi; d'altra parte, il guadagno di multiplexing spaziale è ottenuto trasmettendo flussi di informazioni indipendenti su canali spaziali paralleli. Questi risultati tecnologici non sono raggiunti con l'aumento della potenza trasmessa né della larghezza di banda. La capacità di un collegamento wireless aumenta linearmente con il minimo tra il numero di antenne del trasmettitore e del ricevitore, poichè il numero di flussi paralleli che un canale MIMO può supportare è limitato dal numero minimo di antenne tra ricevitore e trasmettitore. In realtà, il guadagno del multiplexing è limitato dal rango della matrice di canale, che può anche essere inferiore al numero minimo di antenne.

L'uso di più antenne consente lo space division multiple access (SDMA), che può essere considerato come un caso particolare di MIMO, in cui i percorsi tra le antenne trasmettenti e riceventi sono indipendenti. È chiaro che il numero di utenti che possono essere serviti utilizzando una singola BS in un sistema cellulare può essere aumentato, e quindi la capacità. Teoricamente, SDMA può essere incluso in qualsiasi standard di accesso multiplo al costo di un limitato aumento della complessità del

sistema. Inoltre, più antenne possono fornire maggior guadagno attraverso il beamforming: significa che i campi irradiati dalle antenne possono essere combinati per formare un beam, o in altre parole, si sommano in fase in una certa direzione e si annullano nelle altre. Questo vantaggio era già noto, prima dell'introduzione dei sistemi MIMO, ed era realizzabile in architetture SIMO (Single-Input Multiple-Output) o MISO (Multiple-Input Single-Output). Nella Figura 3.4 è illustrato un sistema di comunicazione che utilizza  $N$  antenne in trasmissione e  $M$  in ricezione.

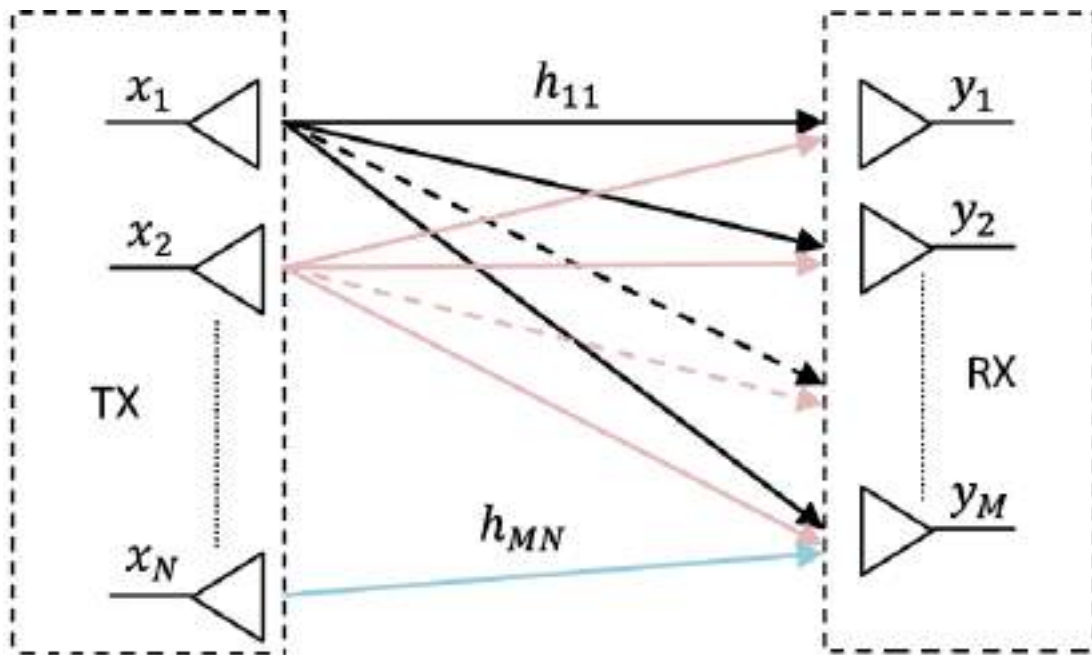


Figura 3.4

Il modello, con aggiunta del rumore, è rappresentato dal seguente sistema:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1N} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{M1} & h_{M2} & \cdots & h_{MN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_M \end{bmatrix}$$

o equivalentemente  $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{w}$ , dove  $\mathbf{x}$  rappresenta i simboli  $N$ -dimensionali trasmessi (pre-filtrati come sarà chiaro in seguito),  $\mathbf{w}$  è il vettore  $M$ -dimensionale di additive white gaussian noise (AWGN), e  $\mathbf{H}$  è la matrice di canale complessa  $M \times N$ , i cui elementi  $h_{ij}$  sono i coefficienti di canale tra la  $j$ -esima antenna trasmittente e l' $i$ -esima antenna ricevente; questi ultimi sono generalmente considerati variabili

aleatorie gaussiane complesse, a media nulla, indipendenti e identicamente distribuite (fading di Rayleigh). Vale la pena notare che questa rappresentazione è valida solo per sistemi point-to-point a banda stretta, in condizione di fading piatto; inoltre, sebbene qui sia soppressa la dipendenza dal tempo,  $\mathbf{H}$ ,  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{y}$  e  $\mathbf{w}$  sono in generale tutti processi stocastici. Per semplicità, ipotizziamo che il fading sia piatto anche nel dominio del tempo e che la matrice  $\mathbf{H}$  sia nota al ricevitore. Questa ipotesi non è così difficile da soddisfare, in quanto per un canale quasi deterministico e tempo-invariante la CSI (Channel State Information) può essere efficacemente condivisa fra trasmettitore e ricevitore tramite feedback. Di conseguenza, un presupposto importante è che il ricevitore sia in grado di stimare perfettamente lo stato del canale; ciò può essere ottenuto trasmettendo segnali pilota sul canale in fase di inizializzazione. In pratica, questa è un'ipotesi realistica, mentre il viceversa si verifica difficilmente: una tale conoscenza del canale in fase di trasmissione è raramente disponibile, specialmente per canali aleatori e tempo-varianti. In definitiva,  $\mathbf{H}$  può essere considerata nota almeno al ricevitore per i nostri scopi. Sebbene sia richiesta la conoscenza della CSI, nella maggior parte della letteratura il consumo energetico per la segnalazione della CSI è ignorato e presunto accettabile; quando si considera il consumo energetico per la segnalazione delle informazioni, si effettua un trade-off tra l'accuratezza della CSI e l'efficienza energetica totale. Il presente modello descrive un canale gaussiano, la cui capacità può essere facilmente calcolata mediante la scomposizione in un insieme di canali paralleli e indipendenti, nota anche come architettura MIMO-SVD. Siccome ogni trasformazione lineare può essere scomposta in tre operazioni successive (una rotazione, un'operazione di scala e un'altra rotazione), ricavando la singular value decomposition (SVD) della matrice di canale  $\mathbf{H}$ , si ottiene:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{A}\mathbf{V}^H$$

dove  $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{M \times M}$  e  $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{N \times N}$  sono matrici unitarie, e  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{M \times N}$  è una matrice diagonale (anche se in generale non è quadrata) i cui elementi diagonali  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{N_{min}}$  sono gli autovalori reali e non negativi di  $\mathbf{H}$ . Il numero minimo di antenne  $N_{min} = \min(M, N)$  è generalmente il numero massimo di flussi paralleli supportati da un sistema MIMO  $N \times M$ . In corrispondenza del trasmettitore, il

vettore di dati da trasmettere viene multiplexato sulle antenne da uno specifico precoder lineare  $\mathbf{B}$  e il vettore ottenuto dal ricevitore viene moltiplicato per il filtro spaziale in ricezione  $\mathbf{W}^H$ . Un approccio tipico per combattere la selettività del canale di propagazione è l'equalizzazione zero-forcing (ZF): il precoder lineare  $\mathbf{B}$  (o equivalentemente il filtro spaziale in ricezione  $\mathbf{W}^H$ ) coincide con la matrice pseudo-inversa  $\mathbf{H}^+ = \mathbf{H}^H(\mathbf{H}^H\mathbf{H})^{-1}$ , per compensare il comportamento del canale. Purtroppo, questo richiederebbe che i canali per ogni utente e per ogni frequenza siano perfettamente noti, aumentando complessità e costo del sistema. Se scegliamo più opportunamente precoder in trasmissione e filtri spaziali del ricevitore, ovvero pre-moltiplicando per  $\mathbf{V}$  il vettore informativo  $\mathbf{s}$  e per  $\mathbf{U}^H$  il vettore ricevuto, per le proprietà delle matrici unitarie risulta che il canale MIMO è equivalente a  $L \leq N_{min}$  canali gaussiani paralleli non interferenti ( $L$  valori singolari non nulli di  $\mathbf{H}$ ):

$$\mathbf{z} = \mathbf{U}^H \mathbf{y} = \mathbf{U}^H \mathbf{H} \mathbf{x} + \mathbf{U}^H \mathbf{w} = \mathbf{U}^H \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^H \mathbf{V} \mathbf{s} + \mathbf{w}' = \mathbf{\Lambda} \mathbf{s} + \mathbf{w}'$$

dove  $\mathbf{w}'$  è statisticamente equivalente al vettore del rumore  $\mathbf{w}$  poiché  $\mathbf{U}$  è unitaria. L'architettura MIMO-SVD fornisce al massimo  $N_{min}$  canali indipendenti e paralleli su cui vengono trasmessi i simboli;  $N_{min}$  è, in tal caso, il numero di valori singolari diversi da zero e il numero di componenti significative di  $\mathbf{y}$ . In generale, i guadagni di canale sono gli  $L$  valori singolari della matrice  $\mathbf{H}$ ; questo risultato spiega anche come può funzionare il paradigma MIMO in uno scenario multiuser (MU), in caso di conoscenza completa delle matrici di canale. Considerando, ad esempio, il downlink di un sistema MU-MIMO con OFDMA in cui la base station è dotata di  $N_T$  antenne e ciascun utente di  $N_R$  antenne, i segnali degli utenti sono separati mediante l'implementazione del linear precoding e del filtraggio spaziale in ricezione (in particolare  $\mathbf{U}^H$  e  $\mathbf{V}$ ). In primo luogo, il segnale trasmesso viene pre-filtrato alla BS:

$$\mathbf{x}_{k,n} = \mathbf{V}_{k,n} \mathbf{s}_{k,n}$$

dove  $\mathbf{s}_{k,n}$  sono i simboli informativi da trasmettere all'utente  $k$  sulla sottoportante  $n$ . Il segnale ricevuto  $\mathbf{y}$ , va in ingresso al filtro spaziale in ricezione, ottenendo:

$$\mathbf{z}_{k,n} = \mathbf{U}_{k,n}^H \mathbf{y}_{k,n} = \mathbf{\Lambda}_{k,n} \mathbf{s}_{k,n} + \mathbf{U}_{k,n}^H \left( \mathbf{H}_{k,n} \sum_{j \neq k} \mathbf{x}_{j,n} + \mathbf{w}_{k,n} \right).$$



L'equazione evidenzia che dopo il filtraggio spaziale il segnale è composto da diverse parti: il segnale informativo, l'interferenza di accesso multiplo (generata dagli altri utenti assegnati alla sottoportante  $n$ -esima) e il rumore.

Vediamo la definizione della channel capacity di un sistema MIMO, ovvero la massima velocità di trasmissione (per unità di banda) alla quale l'informazione può essere trasferita in modo affidabile col canale wireless. Nel modello ipotizzato, sono disponibili  $L$  canali paralleli, con guadagni deterministici e noti  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L$  (ovvero i valori sulla diagonale in  $\mathbf{A}$ ). È dimostrabile che la massima efficienza spettrale ottenibile sull' $i$ -esimo canale risulta:

$$C_i = \log_2 \left( 1 + \frac{P_i \lambda_i^2}{N_0} \right) \text{ bit/s/Hz}$$

e, data l'indipendenza statistica del rumore sui canali, la capacità complessiva risulta:

$$C_{tot} = \sum_{i=1}^L C_i = \sum_{i=1}^L \log_2 \left( 1 + \frac{P_i \lambda_i^2}{N_0} \right) \text{ bit/s/Hz}$$

dove  $P_i$  è la potenza allocata sul canale  $i$ -esimo e  $N_0$  è la densità spettrale di potenza del rumore (costante sulla banda del segnale). La soluzione del problema di massimizzazione della capacità, rispettando un vincolo sulla potenza totale trasmessa  $P_T$ , è la ben nota strategia water filling. Questa soluzione consiste nel ripartire la potenza disponibile sulle sottoportanti proporzionalmente ai guadagni che offrono, ottenendo la distribuzione ottima della potenza tra tutti gli  $L$  canali paralleli. Ipotizzando  $L = N_{min} = M$ , la massima efficienza spettrale sul canale complessivo, chiamata ergodic capacity e ottenibile con il water filling, è espressa in notazione vettoriale come:

$$C = E_{\mathbf{H}} \left\{ \log_2 \det \left( \mathbf{I}_M + \frac{P_T}{N_0 N} \mathbf{H} \mathbf{R}_x \mathbf{H}^H \right) \right\} \text{ bit/s/Hz}$$

dove  $\mathbf{R}_x = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^H\}$  è la matrice di correlazione dei segnali trasmessi. Nei sistemi MIMO-SVD, è stato dimostrato che la strategia ottimale per raggiungere la capacità del canale è quella di utilizzare la distribuzione del water filling combinatamente alla proiezione dei vettori in trasmissione e ricezione sul sottospazio generato dalle

colonne di  $\mathbf{U}^H$  e  $\mathbf{V}$ . Se la CSI non è disponibile allo stadio di trasmissione, la precodifica  $\mathbf{V}$  è una semplice matrice di identità (unitaria), che permette di raggiungere le prestazioni dell'architettura MIMO-SVD solo per elevati valori di SNR. La differenza consiste in una non ottimale distribuzione della potenza tra i canali paralleli; infatti, non è possibile applicare l'algoritmo water filling perché non si conoscono i guadagni.

Le tecnologie MIMO e OFDM possono sembrare simili a prima vista, in quanto entrambe consistono in una trasformazione (nello specifico, una rotazione con una matrice unitaria) che converte un canale non diagonale in un insieme di sottocanali paralleli e indipendenti; ma va tenuto presente che le due operazioni sono molto diverse in quanto per OFDM queste matrici effettuano la trasformata diretta e inversa di Fourier, i cui coefficienti non dipendono dal canale, mentre per i sistemi MIMO, ovviamente,  $\mathbf{U}$  e  $\mathbf{V}$  dipendono strettamente dal canale.

Infine, si parla di massive MIMO per i sistemi multiuser che presentano decine, centinaia o addirittura migliaia di elementi in un unico array di antenne sulla base station. La tecnologia massive MIMO presenta i seguenti vantaggi (al costo di un aumento significativo dei componenti e della complessità):

- copertura migliorata a bordo cella;
- throughput della cella aumentato;
- combinazione perfetta con le mmWaves, per integrare molte antenne di piccolissime dimensioni (paragonabili alla lunghezza d'onda utilizzata) e aumentare la direttività.

### **3.3 mmWaves**

Recentemente, la ricerca per le wireless communications ha rivolto molta attenzione allo spettro delle lunghezze d'onda millimetriche. Lo scopo alla base delle trasmissioni wireless a mmWaves è quello di sbloccare un'enorme banda ancora poco sfruttata per far fronte alle future applicazioni mobili e multimediali, di molti gigabit al secondo. La prospettiva delle mmWave communications è quella di

sbloccare le frequenze a 30÷300 GHz con un potenziale di oltre 100 GHz di nuovo spettro per l'enhanced mobile broadband (eMBB); questo consentirà reti di backhaul a basso costo con le onde millimetriche in sostituzione della fibra ottica, accesso wireless a banda larga dell'ultimo miglio, small cells ad alta densità e bassa interferenza, trasferimenti multimediali ad alta definizione non compressi e a bassa latenza, accesso wireless al Cloud, ecc.

L'emergere delle mmWaves ha creato la necessità di nuove tecnologie per l'elaborazione del segnale, per le catene di RX/TX e per le antenne; la convergenza di queste tecnologie è di fondamentale importanza per far fronte ai vincoli stringenti imposti dalle elevate perdite di propagazione. Nelle bande di frequenza a mmWaves sono decisive le perdite atmosferiche dovute all'assorbimento da vapore acqueo e da ossigeno, che possono facilmente superare le normali perdite nello spazio libero. Come è possibile osservare sul grafico in Figura 3.5, l'ossigeno causa un picco di attenuazione a circa 22 GHz, mentre il vapore acqueo causa un picco di attenuazione a circa 60 GHz (in corrispondenza delle frequenze di risonanza per le molecole di  $H_2O$  e di  $O_2$ , rispettivamente).

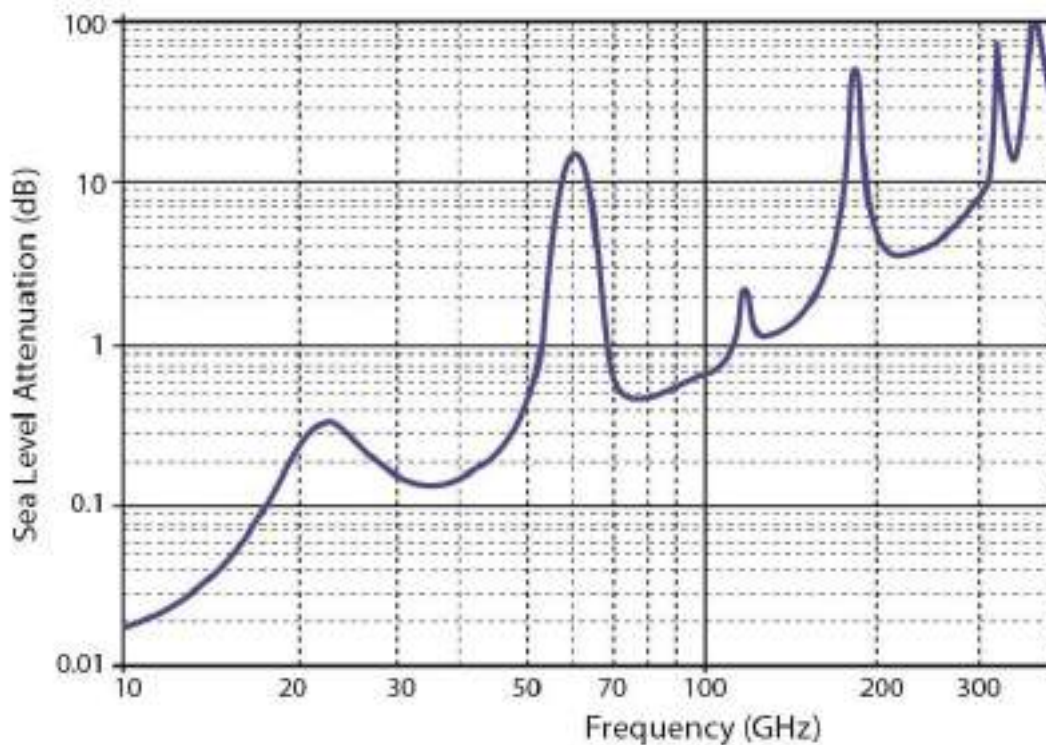


Figura 3.5

Mentre i segnali nello spettro di frequenze inferiori a 6 GHz possono viaggiare per molti km e superare facilmente gli edifici, con le onde millimetriche i segnali possono propagarsi solo per pochissimi km e generalmente non penetrano i materiali solidi. Tuttavia, questo non è per forza uno svantaggio, infatti queste caratteristiche fondamentali delle mmWave communications a bassa interferenza avvantaggeranno quasi certamente:

- collegamenti ad alta densità di dispositivi per un riuso più efficiente dello spettro;
- miglioramento della privacy e della sicurezza nelle trasmissioni di informazione.

Sviluppi recenti nella progettazione di radiofrequency integrated circuits (RFIC) relativamente poco costosi per il signal processing ad alta efficienza energetica hanno aperto le bande mmWave e sub-mmWave all'uso commerciale, come evidenziato dai task group IEEE 802.15.3c e IEEE 802.11ad. Nonostante questo significativo progresso, una completa funzionalità della trasmissione dati a mmWaves per la banda larga mobile 5G rimane difficilmente realizzabile. In particolare, la copertura, la direzionalità e l'affidabilità delle onde millimetriche richiederanno alcuni cambiamenti nell'elaborazione del segnale, nelle architetture di sistema e nelle catene di ricetrasmisione tutt'altro che banali. Ai progettisti dei sistemi 5G è richiesto di aumentare il raggio di comunicazione e la selettività spaziale nelle bande mmWave, in particolare per i canali non line of sight (NLOS); ciò richiede antenne altamente direttive e fasci di antenna orientabili per compensare l'elevata perdita da propagazione. Sicuramente la trasmissione a mmWaves sarà una tecnologia chiave per i futuri sistemi multi-cella su larga scala, in cui gli array a mmWaves con dipoli a  $\lambda/2$  di piccole dimensioni consentono un denso impacchettamento in piccoli volumi, anche con elevati guadagni di array col beamforming. Nonostante ad oggi rimangano aperti diversi problemi pratici di progettazione e implementazione, la combinazione di mmWave communications, massive MIMO e geometrie di small cells è una convergenza di tecnologie che ha il potenziale per migliorare drasticamente latenza e throughput dei sistemi di trasmissione wireless mobili.

Il paper [8] di A. Lee Swindlehurst et al., delinea i vantaggi, le sfide e le potenziali soluzioni di progettazione associate alle reti cellulari che incorporano queste tecnologie. Le caratteristiche di propagazione radio delle onde millimetriche sono fondamentalmente diverse da quelle delle frequenze a microonde, che operano al di sotto dei 6 GHz. L'attenuazione atmosferica e le perdite nelle bande mmWaves sono molto più elevate rispetto alle loro controparti a microonde, rendendo le trasmissioni su queste frequenze molto più impegnative. Nel prossimo futuro, le reti 5G potrebbero trasferire gran parte del traffico di dati ad alta velocità dalle macrocells alle small cells, che utilizzano collegamenti di accesso a mmWaves e trasporteranno i dati tramite reti di backhaul multihop a mmWaves.

Le THz communications (frequenza oltre 300 GHz, lunghezza d'onda sotto 1 mm) sono ancora solamente in fase di ricerca per i sistemi 5G. Queste frequenze promettono un potenziale ancora superiore rispetto alle mmWaves, in termini di banda larga. Tuttavia, ci sono moltissime sfide tecniche da superare per l'utilizzo pratico delle bande di frequenza a THz nei sistemi di trasmissione wireless mobili, che non tratteremo in questa tesi.

## 4 RIS (Reconfigurable Intelligent Surface)

Le RIS sono comparse abbastanza recentemente nel campo delle wireless communications, ma la tecnologia su cui sono basate ha radici profonde nel settore dell'elettromagnetismo applicato. Infatti, ci sono stati decenni di ricerca su come progettare le metasuperfici e controllarne le proprietà, teorizzando implementazioni che utilizzano materiali diversi, per frequenze e casi d'uso diversi. La caratteristica comune alle RIS è che la superficie è costituita da molti elementi riflettenti discreti con proprietà controllabili.

Gli elementi riflettenti che compongono la RIS possono essere definiti passivi nel senso che ognuno di essi reirradia il campo elettromagnetico incidente con la riflessione, quindi non introducendo potenza. Ogni elemento esegue un filtraggio del segnale che potenzialmente riduce il modulo, varia la fase, causa ritardi e modifica la polarizzazione. Ogni elemento causa queste operazioni passivamente in base al proprio coefficiente di riflessione, ma la caratteristica fondamentale di una RIS, che la rende un dispositivo attivo, è che la matrice dei coefficienti può essere riconfigurata nel tempo. Infatti, ogni elemento riflettente è collegato ad uno switch (ad esempio un diodo varactor), in modo che un controller programmabile possa regolare l'impedenza di ogni elemento, controllando così il coefficiente di riflessione che determina la variazione di modulo e fase del campo reirradiato. Gli elementi riflettenti hanno tipicamente dimensioni inferiori alla lunghezza d'onda (ad esempio, patch quadrati di dimensioni  $\lambda/5 \times \lambda/5$ ) per comportarsi come scatteratori senza una forte direttività intrinseca [10]. La RIS può quindi ricevere segnali da qualsiasi direzione nel semispazio verso il quale sono rivolti gli elementi riflettenti e regolare la matrice dei coefficienti di riflessione sugli elementi per irradiare nuovamente i segnali con la direzione e la forma del beam desiderate.

Le metasuperfici sono state recentemente utilizzate con successo per la progettazione di antenne commerciali nelle comunicazioni terrestri e satellitari, nonché radar, e si ha motivo di credere che avranno un impiego sempre maggiore. La tecnologia RIS si distingue perchè la superficie non è collocata insieme al trasmettitore o al ricevitore

dei segnali wireless, ma è distribuita nel canale di propagazione, il che apre la porta a una varietà di nuovi casi d'uso, nonché a nuove sfide di elaborazione del segnale relative a come sfruttare la capacità di parziale controllo del canale. Le nuove proprietà elettromagnetiche dei sistemi assistiti da RIS richiederanno cambiamenti nei modelli consolidati per il signal processing.

## 4.1 General characteristics

La RIS, anche nota come IRS (Intelligent Reflective Surface), è una metasuperficie che ha lo scopo di fare beamforming tridimensionale e aumentare il guadagno di canale, con un gran numero di elementi riflettenti disposti periodicamente su un substrato dielettrico. Il campo EM incidente sulla RIS viene riflesso con uno sfasamento differente per ogni elemento, questi contributi si sommano in fase nella direzione di massimo guadagno e si cancellano nelle direzioni di guadagno nullo. Questi sfasamenti sono dovuti alla fase dei coefficienti di riflessione degli elementi che compongono la RIS, il modulo è costante e vicino a 1 (in molti articoli scientifici viene ipotizzato unitario).

Il coefficiente di ogni elemento riflettente è riconfigurabile, tramite il controller collegato a una rete di varactor diodes (condensatori a capacità variabile) disposti tra un elemento e l'altro. Quindi una RIS è costituita da una superficie piana di substrato sulla quale sono distribuiti periodicamente patch non alimentati, ciascuno dei quali permette di controllare in modo indipendente la fase del contributo di campo riflesso. L'architettura di una RIS, come illustrato nella Figura 4.1, è composta da tre strati: il primo strato è costituito dalle patches montate sul substrato dielettrico (tipicamente FR4), che permettono la riflessione del campo incidente; il secondo strato è costituito da una piastra di rame che riduce le perdite durante la riflessione; infine, il terzo consente la sintonizzazione dei coefficienti di riflessione degli elementi. Quest'ultimo strato include un circuito di controllo chiamato IRS controller, che può essere implementato tramite FPGA (Field Programmable Gate Array). Il controller comunica con la base station (BS) attraverso connessioni cablate o wireless,

fungendo da gateway. Per sintonizzare gli elementi riflettenti, il metodo più comune prevede l'utilizzo di un diodo varactor posizionato al centro di ciascun elemento. Applicando diversi valori di tensione tramite una linea di alimentazione, è possibile commutare la fase del coefficiente di riflessione da  $-\pi$  a  $+\pi$  in un tempo nell'ordine del microsecondo, che tipicamente è inferiore al tempo di coerenza del canale.

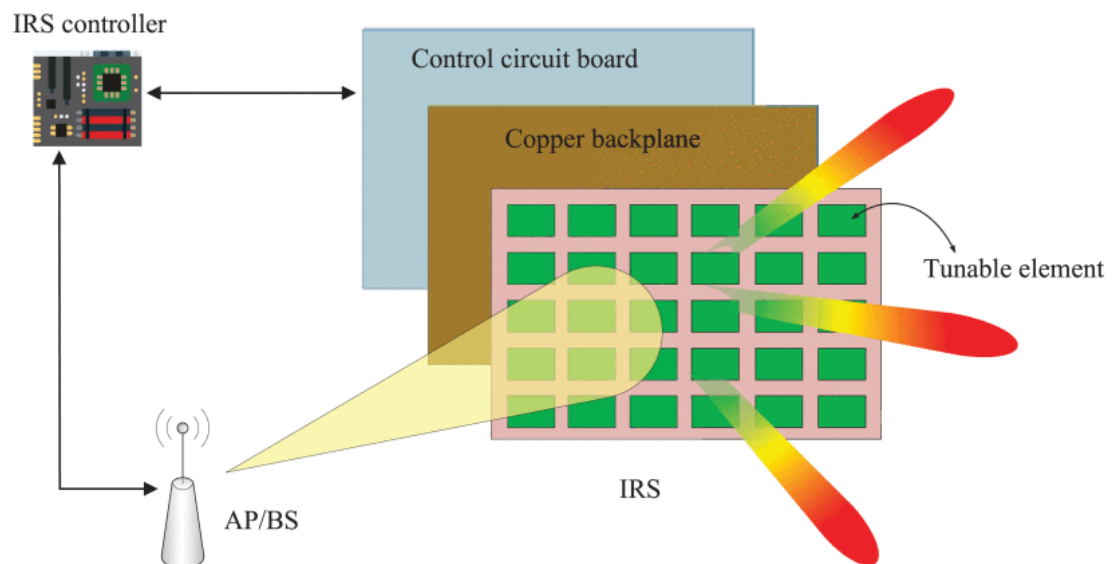


Figura 4.1

La tecnologia RIS offre diversi vantaggi implementativi grazie all'assenza di una catena a RF, rispetto a un sistema con ripetitori attivi. Ciò consente di ridurre i costi energetici e dell'hardware. L'adozione della tecnologia RIS è anche una valida alternativa al massive MIMO, che impiega decine di antenne per il beamforming, in quanto utilizza un numero inferiore di elementi attivi senza compromettere il rapporto segnale-rumore.

Le soluzioni basate sul beamforming tridimensionale operato dalle RIS consentono di superare le limitazioni tipiche dei canali multipath, per esempio con le modalità schematizzate in Figura 4.2: (a) nei casi in cui manca il cammino in line of sight, ovvero quando il segnale viene bloccato da ostacoli, una RIS permette di virtualizzare un canale LOS; (b) una o più RIS possono aumentare il numero di percorsi verso il ricevitore al fine di migliorare il rango del canale; (c) è possibile cambiare le proprietà statistiche del canale per passare dal fading di Rayleigh a



quello di Rice; (d) è anche possibile un impiego della RIS mirato ad annullare l'interferenza proveniente da celle adiacenti.

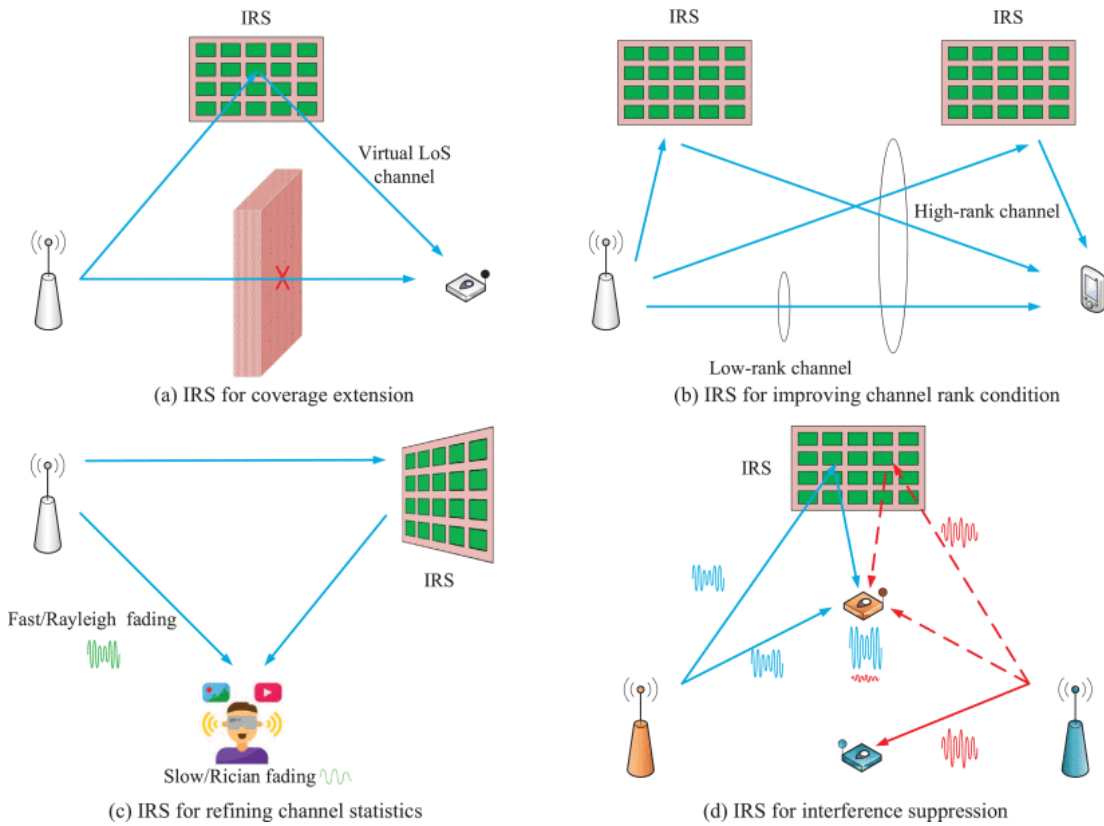


Figura 4.2

## 4.2 Signal model and channel estimation

Per comprendere il ruolo dei dispositivi RIS nei sistemi di trasmissione wireless, è importante analizzare come modificano la risposta impulsiva del canale. Se una RIS è composta da  $N$  elementi, allora ci sono  $N$  coefficienti di riflessione  $\Gamma_n$  da ottimizzare, ciascuno dei quali ha un termine di ampiezza  $\beta_n$  e un termine di fase  $\vartheta_n$ . Indicando con  $y_n^{inc}$  il segnale incidente sull' $n$ -esimo elemento riflettente, il contributo  $n$ -esimo di segnale riflesso dalla RIS sarà in modulo:

$$|y_n^{ref}(t)| = \beta_n |y_n^{inc}(t - \tau_n)|$$

dove  $\tau_n$  è il ritardo introdotto dal percorso associato all' $n$ -esima riflessione EM.

Il segnale ricevuto dall'utente è l'uscita di un canale la cui risposta in frequenza è la somma di due termini: il primo è dato dal canale BS-RIS (risposta in frequenza  $G_n$ ) moltiplicato per il coefficiente di riflessione  $\Gamma_n = \beta_n e^{j\theta_n}$  e per il canale RIS-utente (risposta in frequenza  $H_{r,n}$ ); il secondo termine è la componente diretta (risposta in frequenza  $H_d$ ), ovvero il canale BS-utente.

Possiamo dunque esprimere il segnale ricevuto dall'utente, relativo alle riflessioni sugli elementi della RIS, come la somma di tutti gli  $N$  contributi. Questo è possibile sotto le seguenti ipotesi:

- assenza di accoppiamento tra gli elementi riflettenti della RIS, cioè ogni elemento non ha effetti parassiti dovuti a quelli adiacenti;
- assenza di dipendenza tra modulo e fase dei coefficienti di riflessione;
- rumore di quantizzazione dovuto all'approssimazione a valori discreti dei coefficienti di riflessione della RIS trascurabile.

Pertanto, possiamo considerare il segnale ricevuto come la sovrapposizione degli effetti dei segnali riflessi dalla RIS, più il segnale LOS. Indicando con  $H$  la risposta in frequenza complessiva del canale, possiamo scrivere:

$$H(f) = H_d(f) + \sum_{n=1}^N H_{r,n}(f) \beta_n e^{j\theta_n} G_n(f) e^{-j2\pi f\tau_n}$$

dove  $H_d$  rappresenta il termine associato al percorso diretto e l'altro termine indica la somma dei contributi dovuti alle riflessioni su tutti gli elementi della RIS. Nel seguito, ipotizzeremo che i coefficienti di riflessione di tutti gli elementi abbiano modulo  $\beta_n$  unitario e quindi che l'ampiezza del segnale non venga alterata dalla riflessione sulla RIS. Vediamo nel dettaglio come si giunge all'espressione riportata sopra, nella quale non compare alcuna dipendenza dal segnale trasmesso.

Consideriamo il flusso di simboli da inviare al  $k$ -esimo utente, gestito da una BS con  $N_T$  antenne. I simboli possono essere modellati come variabili aleatorie indipendenti ed identicamente distribuite (IID), con potenza normalizzata (unitaria) e valor medio nullo. In un sistema MIMO con  $N_T > N_R$  (ipotesi), dove  $N_T$  è il numero di antenne in trasmissione e  $N_R$  è il numero di antenne in ricezione, ogni blocco  $\mathbf{s}$  di  $N_T$  simboli

viene moltiplicato per una matrice di precodifica  $\mathbf{V}$  di dimensioni  $N_T \times N_T$ . Pertanto, il vettore in uscita dal precoder lineare sarà  $\mathbf{x} = \mathbf{V}\mathbf{s} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ . La trasformata di Fourier del segnale associato all' $i$ -esimo simbolo, incidente sull' $n$ -esimo elemento riflettente, è dato dal prodotto della risposta in frequenza del canale BS-RIS corrispondente  $G_n$  per la trasformata di Fourier  $X_i$  del segnale trasmesso:

$$Y_{n,i}^{inc}(f) = G_n(f) X_i(f).$$

Il segnale riflesso dall' $n$ -esimo elemento è:

$$Y_{n,i}^{ref}(f) = \beta_n e^{j\vartheta_n} Y_{n,i}^{inc}(f) e^{-j2\pi f\tau_n} = e^{j\vartheta_n} G_n(f) X_i(f) e^{-j2\pi f\tau_n}$$

dove abbiamo considerato unitario il modulo dell' $n$ -esimo coefficiente di riflessione. Infine, considerando la risposta in frequenza  $H_{r,n}$  del canale tra l'elemento  $n$ -esimo e l'utente, otteniamo il segnale dell' $i$ -esimo flusso ricevuto dall'utente, relativo al singolo elemento riflettente  $n$ :

$$Z_{n,i}(f) = H_{r,n}(f) Y_{n,i}^{ref}(f) = H_{r,n}(f) e^{j\vartheta_n} G_n(f) X_i(f) e^{-j2\pi f\tau_n}.$$

Sommando i contributi di tutti gli elementi riflettenti, otteniamo la seguente espressione del segnale ricevuto dall'utente:

$$Z(f) = \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{n=1}^N Z_{i,n}(f) = \sum_{i=1}^{N_T} X_i(f) \sum_{n=1}^N H_{r,n}(f) e^{j\vartheta_n} G_n(f) e^{-j2\pi f\tau_n} = H(f) X(f)$$

trascurando il contributo del canale diretto con risposta in frequenza  $H_d$  e ipotizzando che  $\beta_n = 1, \forall n$ .

I fattori come la path loss, ovvero la perdita di potenza al crescere della distanza, e la ricezione di più versioni dello stesso segnale dovuta al multipath, rendono la stima di canale imprescindibile per ogni sistema wireless. Considerando l'uplink di un sistema MU-MIMO con  $K$  utenti, il segnale ricevuto dalla BS è dato dalla sovrapposizione dei segnali trasmessi da tutti gli utenti. Inoltre, nel caso di un sistema TDD (Time Division Duplexing), è possibile stimare il canale una sola volta grazie alla sua reciprocità, mentre in un sistema FDD (Frequency-Division

Duplexing) sarebbe necessario stimare il canale due volte, una per il downlink e una per l'uplink.

Per effettuare la stima del canale associato alla RIS, non è possibile utilizzare la solita strategia con simboli pilota dei canali wireless tradizionali per via della natura passiva degli elementi riflettenti, inibiti alla trasmissione/ricezione di segnali.

Tuttavia, in [11] sono proposti due diversi approcci basati sui due tipi di dispositivi passivi: l'approccio con dispositivi semi-passive, con sensori sparsi sulle RIS, attraverso i quali è possibile ricevere i simboli pilota trasmessi dalla BS/gli utenti (questa è la strategia più comune), e l'approccio con dispositivi fully-passive, che non include alcun sensore.

Con l'approccio semi-passive le RIS funzionano in due modalità: channel sensing mode, in cui gli elementi riflettenti sono disabilitati e i sensori sono accesi per ricevere i simboli pilota trasmessi dalla BS/gli utenti al fine di stimare il canale, e reflection mode, in cui i sensori sono spenti e gli elementi riflettenti sono abilitati ad effettuare il beamforming. In Figura 4.3 (a) è schematizzato il funzionamento dell'approccio semi-passive con una rete di sensori sparsa sulla RIS e connessa al controller, che permette la stima dei canali BS-RIS e RIS-utenti.

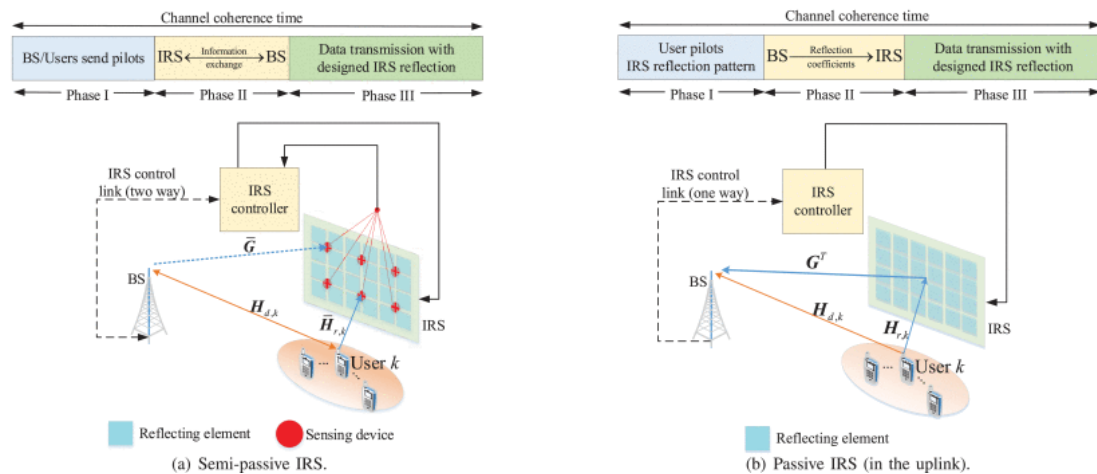


Figura 4.3

Il protocollo di trasmissione prevede la suddivisione di un intervallo di coerenza del canale in tre fasi. Nella prima fase viene trasmesso/ricevuto il segnale pilota da/verso BS/utenti per ottenere la stima di canale nella tratta considerata, oltre alla stima del

percorso diretto come nei sistemi di trasmissione wireless tradizionali, mentre la RIS lavora in channel sensing mode per stimare il canale nella tratta considerata. Nella seconda fase avviene lo scambio di informazioni tra l'IRS Controller e la BS, seguito dal calcolo dei coefficienti da parte di una delle due strutture, che saranno quindi inviati anche all'altra. Nella terza fase si passa alla reflection mode e si abilitano le trasmissioni di dati. Nel downlink di un sistema MU-MIMO con  $N_T$  antenne in trasmissione e  $K$  utenti con  $N_R$  antenne ciascuno in ricezione, con una RIS da  $N$  elementi, i coefficienti di canale da calcolare sono  $N(N_T + KN_R)$  per il caso semi-passive, che è quello più favorevole.

Nei dispositivi fully-passive, più economici, i sensori non sono presenti; pertanto, la stima del canale BS-RIS-utenti deve essere effettuata presso BS/utenti anziché presso la RIS, come nel caso precedente. Il numero di coefficienti da calcolare in questo caso è notevolmente maggiore rispetto a  $N(N_T + KN_R)$  [12]. Anche con questo approccio, ogni intervallo di coerenza viene suddiviso in tre fasi: nella prima viene effettuata la stima del canale complessivo presso BS/utenti, utilizzando coefficienti di riflessione noti a priori. Nella seconda fase, la BS calcola i coefficienti da utilizzare in base al segnale ricevuto nella prima fase e li invia all'IRS controller. Nella terza e ultima fase, la RIS utilizza i coefficienti stimati per assistere nella trasmissione col beamforming da riflessione. Questa procedura, illustrata in Figura 4.3 (b), è identica sia per il downlink che per l'uplink, basta scambiare la BS con l'utente  $k$ .

## 5 RESOURCE ALLOCATION

In questo capitolo affronteremo il problema della resource allocation nel downlink di un sistema MU-MIMO, multicarrier con orthogonal frequency-division multiple access (OFDMA). L'allocazione ottima delle risorse nei sistemi di questo tipo richiede l'ottimizzazione congiunta di: a) filtri spaziali lineari, b) assegnazione dei canali, c) allocazione della potenza e, in un sistema con RIS, d) come configurare i coefficienti della RIS. Questo problema non è convesso e la sua complessità diventa quindi intrattabile già per piccoli insiemi di utenti e sottoportanti. Per ridurre la complessità del problema, in [3] è proposta una formulazione con block diagonalization (BD): si effettua un precoding che ortogonalizzi gli utenti sulla sottoportante condivisa, annullando l'interferenza tra essi. Questa è una soluzione subottima che abbassa la complessità computazionale, riuscendo comunque a sfruttare la diversità multi-utente e multi-portante.

Procedendo a ottimizzare il beamforming attivo, se rimuoviamo l'ortogonalità tra gli utenti, il problema diventa ancora più complesso a causa dell'interferenza multi-utente e in letteratura è stato risolto in maniera approssimata utilizzando algoritmi di ottimizzazione convessa come second-order cone programming (SOCP) o semidefinite programming (SDP) [4].

L'allocazione dei canali in un sistema multi-portante è resa molto complicata dalla non-convessità del problema; infatti, le variabili di allocazione sono per loro natura intere e quindi non convesse. Un approccio che ha avuto molto successo è quello di studiare l'ottimizzazione nel dominio duale [5]. In questo caso si sfrutta la proprietà dei sistemi multi-portante grazie alla quale, pur essendo il problema dell'allocazione non convesso, al crescere del numero delle sottoportanti il duality gap (la differenza tra la soluzione nel dominio primale e la soluzione nel dominio duale) tende a zero.

Poiché i coefficienti della RIS sono indipendenti dalle sottoportanti, andranno trovati ottimizzando l'impatto della loro scelta congiuntamente su tutte le sottoportanti secondo qualche preciso criterio. Ad esempio, in [2] la scelta dei coefficienti della

RIS è formulata come un problema di semidefinite programming seguito da una procedura di Gaussian randomization.

In ogni caso, vista la complessità del problema congiunto, sarà praticamente impossibile trovare la soluzione ottima globale e saranno privilegiati algoritmi subottimi e iterativi del tipo alternating optimization (AO), in cui si ottimizza un sottoinsieme di variabili alla volta fino a convergere ad un ottimo non necessariamente globale. Nel presente lavoro di tesi ci concentriamo sul problema dell'allocazione margin adaptive, che consiste nella minimizzazione vincolata della potenza totale trasmessa, con vincoli sul bit-rate minimo da garantire a ogni utente per una comunicazione accettabile.

## 5.1 Single-user case

Consideriamo l'allocazione multicarrier della potenza in downlink in una rete 5G a cella singola in cui è impiegata una IRS per assistere le trasmissioni da un access point multi-antenna a un solo utente dotato di antenna singola, su una banda di frequenza frazionata e condivisa con la tecnica OFDMA. Il numero di antenne trasmettenti all'AP e quello di elementi riflettenti all'IRS sono indicati rispettivamente con  $N_T$  e  $N_S$ .

A causa dell'elevata path loss, si presume che la potenza dei segnali riflessi dall'IRS due o più volte sia trascurabile e quindi sarà ignorata nel seguito. Per caratterizzare il guadagno prestazionale teorico apportato dall'IRS, assumiamo che le channel state information di tutti i sottocanali coinvolti siano perfettamente note all'AP. Inoltre, anche se il canale complessivo potrebbe essere selettivo in frequenza, per i sottocanali viene adottato il modello di fading piatto in frequenza (hanno banda minore della banda di coerenza).

I canali equivalenti in banda base dall'AP all'IRS, dall'AP all'utente e dall'IRS all'utente sono indicati con  $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N_S \times N_T}$ ,  $\mathbf{h}_d^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_T}$  e  $\mathbf{h}_r^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_S}$ , rispettivamente. Per tenere conto dello small-scale fading, assumiamo il modello di canale con fading

di Rice su tutta la banda utilizzata. Pertanto, il canale equivalente in banda base AP-IRS  $\mathbf{G}$  è dato da:

$$\mathbf{G} = \sqrt{\frac{\beta_{AI}}{1 + \beta_{AI}}} \mathbf{G}_{LOS} + \sqrt{\frac{1}{1 + \beta_{AI}}} \mathbf{G}_{NLOS}$$

dove  $\beta_{AI}$  il fattore di Rice,  $\mathbf{G}_{LOS}$  e  $\mathbf{G}_{NLOS}$  rappresentano rispettivamente la componente deterministica in LOS e la componente con fading di Rayleigh. In particolare, il modello descritto sopra si riduce al canale in line of sight quando  $\beta_{AI} \rightarrow \infty$  e al canale con fading di Rayleigh quando  $\beta_{AI} = 0$ . Gli elementi in  $\mathbf{G}$  vengono poi moltiplicati per la radice quadrata della path loss, dipendente dalla distanza con un path loss exponent  $\alpha_{AI}$ ; anche i canali AP-utente e IRS-utente vengono modellizzati seguendo una procedura simile.

Ciascun elemento riflettente dell'IRS riceve dal trasmettitore i segnali multipath sovrapposti, e quindi scattera il segnale combinato con modulo e/o fase regolabili come se provenisse da un'unica sorgente puntiforme. Definiamo una matrice diagonale  $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(\beta_1 e^{j\theta_1}, \dots, \beta_{N_S} e^{j\theta_{N_S}}) \in \mathbb{C}^{N_S \times N_S}$  come matrice dei coefficienti di riflessione dell'IRS, dove  $\theta_m \in [0, 2\pi)$  e  $\beta_m \in [0, 1]$  per  $m = 1, \dots, N_S$  denotano rispettivamente lo sfasamento e l'ampiezza del coefficiente di riflessione dell' $m$ -esimo elemento riflettente. Il canale AP-IRS-utente risultante è quindi modellato come una concatenazione delle tre componenti, ovvero il collegamento AP-IRS, la riflessione IRS con sfasamenti e il collegamento IRS-utente. Il modello di canale che abbiamo preso in considerazione è basato sul fading di Rice e su una geometria semplice illustrata in Figura 5.1, in cui l'IRS è posta a una distanza  $d_0$  dall'AP.

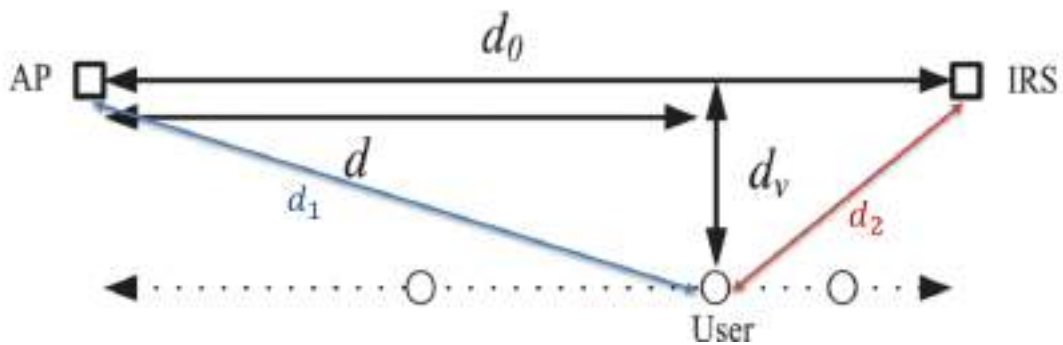


Figura 5.1



L'utente è disposto a una distanza verticale  $d_v$  dalla retta congiungente AP e IRS, e può muoversi lungo questa variando la sua distanza orizzontale  $d$  dall'AP. Il dispositivo dell'utente riceve la sovrapposizione di due versioni del segnale, una dal cammino diretto e una dal cammino riflesso dall'IRS, si tratta quindi di un canale di propagazione a due raggi. Il percorso diretto AP-utente ha lunghezza  $d_1 = \sqrt{d^2 + d_v^2}$  e il percorso riflesso IRS-utente ha lunghezza  $d_2 = \sqrt{(d_0 - d)^2 + d_v^2}$ , a quest'ultimo va sommata la tratta AP-IRS di lunghezza  $d_0$ :

$$\begin{cases} d_1 = \sqrt{d^2 + d_v^2} \\ d_0 + d_2 = d_0 + \sqrt{(d_0 - d)^2 + d_v^2} \end{cases} \Rightarrow \text{canale di propagazione a due raggi.}$$

La path loss, ovvero l'attenuazione dell'onda elettromagnetica dovuta alla propagazione nello spazio, dipende dalla distanza percorsa ed è determinata dalla seguente formula:

$$L(d) = C_0 \left( \frac{d}{D_0} \right)^{-\alpha}$$

dove  $C_0$  è la path loss alla distanza di riferimento  $D_0 = 1 \text{ m}$  e  $\alpha$  è il path loss exponent.

Dato il numero di sottoportanti  $N$ , consideriamo l' $n$ -esimo sottocanale:

$$\mathbf{h}_n^H(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{h}_d^H + \mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} e^{-\frac{j2\pi n \Delta}{N}} \in \mathbb{C}^{1 \times N_T} \quad \text{canale a 2 raggi}$$

dove  $\mathbf{h}_d^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_T}$  e  $\mathbf{h}_r^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_S}$  sono gli equivalenti in banda base del cammino diretto e riflesso, rispettivamente, e  $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_{N_S}}) \in \mathbb{C}^{N_S \times N_S}$  è la matrice dei coefficienti di riflessione dell'IRS; abbiamo ipotizzato che le ampiezze dei coefficienti siano unitarie, ovvero che questi comportino solo sfasamenti. Il termine  $e^{-\frac{j2\pi n \Delta}{N}}$  deriva dal ritardo di propagazione relativo  $\tau = \frac{d_0 + d_2 - d_1}{c}$  fra i due raggi del canale; infatti, ricavando la trasformata di Fourier della risposta impulsiva del canale si ottiene la risposta in frequenza:

$$\mathbf{h}_d^H \delta(t) + \mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} \delta(t - \tau) \leftrightarrow \mathbf{h}_d^H + \mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} e^{-j2\pi f \tau}.$$

Allo stesso modo, dalla risposta impulsiva discretizzata con frequenza di campionamento pari alla banda del segnale  $B \cong 1/T_s$  (inverso dell'intervallo di segnalazione), si ricava la trasformata discreta di Fourier (DFT):

$$\mathbf{h}_d^H \delta[i] + \mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} \delta[i - \Delta] \leftrightarrow \mathbf{h}_d^H + \mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} e^{\frac{-j2\pi\ell\Delta}{N}}$$

dove  $\Delta = \tau/T_s$  è il delay spread tempo-discreto.

Consideriamo una precodifica lineare di trasmissione all'AP in cui su ciascuna sottoportante viene selezionato un vettore di beamforming dedicato; quindi, l'equivalente in banda base del segnale trasmesso dall'AP sul sottocanale  $n$  può essere espresso come:

$$\mathbf{x}_n = \mathbf{w}_n s_n \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$$

dove  $s_n \in \mathbb{C}$  denota il simbolo trasmesso sul sottocanale  $n$  e  $\mathbf{w}_n \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$  è il vettore di beamforming sull' $n$ -esima sottoportante. Il segnale ricevuto dal dispositivo dell'utente, sovrapposizione dei contributi di entrambi i percorsi AP-utente e AP-IRS-utente, viene quindi espresso come:

$$y_n = \left( \mathbf{h}_d^H + \mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} e^{\frac{-j2\pi n \Delta}{N}} \right) \mathbf{w}_n s_n + n_n$$

dove  $n_n \in \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$  denota il rumore additivo gaussiano bianco (AWGN) nel ricevitore dell'utente, considerando che la varianza del rumore  $\sigma^2$  sia la solita su ogni sottocanale. Di conseguenza, il rapporto segnale-rumore dell'utente sull' $n$ -esimo sottocanale è dato da:

$$SNR_n = \frac{\left| \left( \mathbf{h}_d^H + \mathbf{h}_r^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} e^{\frac{-j2\pi n \Delta}{N}} \right) \mathbf{w}_n \right|^2}{\sigma^2}, \quad \forall n.$$

Poiché in questo lavoro di tesi è affrontata l'allocazione margin adaptive, che consiste nella minimizzazione della potenza vincolata al rate target  $R$ , vorremmo minimizzare la potenza totale trasmessa dall'AP ottimizzando congiuntamente il beamforming in trasmissione dell'AP e il beamforming da riflessione dell'IRS, vincolato all'SNR target dell'utente. Sia  $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_N] \in \mathbb{C}^{N_T \times N}$  la matrice

composta dagli  $N$  vettori di beamforming, il problema margin adaptive è formulato nel modo seguente:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}, \gamma} \sum_{n=1}^N \|\mathbf{w}_n\|^2 \\ \text{s. t. } & \left| \left( \mathbf{h}_d^H + \mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} e^{\frac{-j2\pi n \Delta}{N}} \right) \mathbf{w}_n \right|^2 \geq \gamma_n \sigma^2 \quad n = 1, \dots, N \\ & 0 \leq \theta_m < 2\pi \quad m = 1, \dots, N_S \end{aligned}$$

dove  $\gamma_n > 0$  è il vincolo di SNR minimo sull' $n$ -esima sottoportante. Considerando che  $R = \sum_{n=1}^N R_n$ , ricaviamo i vincoli sul rate target dell'utente:

$$\gamma_n = 2^{R_n} - 1 \Leftrightarrow R_n = \log_2(1 + \gamma_n)$$

$$SNR_n \geq \gamma_n \Leftrightarrow \log_2(1 + SNR_n) \geq R_n$$

$$\log_2(1 + SNR_n) \geq R_n \Rightarrow \sum_{n=1}^N \log_2(1 + SNR_n) \geq R.$$

Sull' $n$ -esimo sottocanale, denotiamo la potenza allocata con  $P_n = \|\mathbf{w}_n\|^2$  e il beamformer normalizzato con  $\mathbf{b}_n = \mathbf{w}_n / \sqrt{P_n} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ , così da ricavare la formulazione classica del problema margin adaptive:

$$\begin{aligned} & \min_{P, \mathbf{B}, \boldsymbol{\theta}} \sum_{n=1}^N P_n \\ \text{s. t. } & \sum_{n=1}^N \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_n^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{b}_n|^2 P_n}{\sigma^2} \right) \geq R \\ & 0 \leq \theta_m < 2\pi \quad m = 1, \dots, N_S. \end{aligned}$$

Sebbene la funzione obiettivo e i vincoli siano convessi, il problema è non convesso perché nel primo vincolo la distribuzione di potenza  $P_n$ , il beamforming in trasmissione  $\mathbf{b}_n$  e il vettore degli sfasamenti  $\boldsymbol{\theta}$  sono accoppiati. In generale, non esiste un metodo standard per risolvere in modo ottimale tali problemi di

ottimizzazione non convessa. Tuttavia, possiamo applicare le tecniche di semidefinite relaxation (SDR) e di alternating optimization per risolvere il problema margin adaptive approssimativamente per il caso single-user, per poi generalizzare al caso multiuser nel seguito.

La tecnica di semidefinite relaxation permette anche di ottenere un lower bound del valore ottimale del problema, utile per valutare il gap prestazionale rispetto ad altre soluzioni subottime. Fissato il vettore di sfasamenti  $\boldsymbol{\theta}$ , è noto che per ogni sottoportante  $n$  la maximum-ratio transmission (MRT) è la soluzione ottimale per il beamforming in trasmissione nel problema margin adaptive, ovvero  $\mathbf{b}_n = \mathbf{h}_n / \|\mathbf{h}_n\|$  è il beamformer sull' $n$ -esima sottoportante normalizzato. Sostituendo  $\mathbf{b}_n$ , si ottiene  $|\mathbf{h}_n^H \mathbf{b}_n|^2 = \|\mathbf{h}_n\|^2$  e il problema margin adaptive assume la formulazione tipica del water filling [13]:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{P}} \sum_{n=1}^N P_n \\ \text{s. t. } & \sum_{n=1}^N \log_2 \left( 1 + \frac{\|\mathbf{h}_n\|^2 P_n}{\sigma^2} \right) \geq R \end{aligned}$$

la cui soluzione per  $\boldsymbol{\theta}$  fissato è la distribuzione di potenza  $P_n^* = \left( \mu - \frac{\sigma^2}{\|\mathbf{h}_n\|^2} \right)^+$ , dove il livello dell'acqua  $\mu = \frac{\lambda}{\ln(2)}$  è ottenuto col moltiplicatore di Lagrange  $\lambda$  [13]; quindi,  $\forall n$  ricaviamo l'SNR target  $\gamma_n = \frac{\|\mathbf{h}_n\|^2 P_n^*}{\sigma^2}$ .

Ma la distribuzione di potenza può essere ulteriormente ottimizzata, riconfigurando i coefficienti della RIS a partire dal problema seguente, ovvero il problema margin adaptive iniziale con  $\mathbf{b}_n$  e  $\gamma_n$  fissati:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{P}, \boldsymbol{\theta}} \sum_{n=1}^N P_n \\ \text{s. t. } & \|\mathbf{h}_n(\boldsymbol{\theta})\|^2 P_n \geq \gamma_n \sigma^2, \quad \forall n \\ & 0 \leq \theta_m < 2\pi \quad m = 1, \dots, N_S \end{aligned}$$

dove non è difficile verificare che la distribuzione ottimale della potenza di trasmissione soddisfi  $P_n^* = \gamma_n \sigma^2 / \|\mathbf{h}_n(\boldsymbol{\theta})\|^2$ . Pertanto, ridurre al minimo la potenza di trasmissione equivale a massimizzare il guadagno di potenza del canale, ovvero:

$$\max_{\boldsymbol{\theta}} \|\mathbf{h}_n(\boldsymbol{\theta})\|^2, \quad \forall n$$

$$s. t. \quad 0 \leq \theta_m < 2\pi \quad m = 1, \dots, N_S.$$

Pur essendo non convesso, il problema di cui sopra ammette una soluzione in forma chiusa sfruttando la particolare struttura della sua funzione obiettivo. Fissata la matrice dei beamformer in trasmissione  $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_N] = [\sqrt{P_1} \mathbf{b}_1, \dots, \sqrt{P_N} \mathbf{b}_N]$ , il problema si riduce alla feasibility-check. Sia  $v_m = e^{j\theta_m}$  il coefficiente di riflessione dell' $m$ -esimo elemento della RIS, applicando il cambio di variabili  $\mathbf{h}_d^H \mathbf{w}_n = \ell_n$  e  $\mathbf{h}_r^H \mathbf{O} \mathbf{G} e^{-\frac{j2\pi n \Delta}{N}} \mathbf{w}_n = \mathbf{v}^H \mathbf{a}_n$ , dove  $\mathbf{v} = [e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_{N_S}}]^H$ , definiamo una rappresentazione alternativa del canale:

$$\begin{cases} \mathbf{a}_n = \text{diag}(\mathbf{h}_r^H) \mathbf{G} e^{-\frac{j2\pi n \Delta}{N}} \mathbf{w}_n \in \mathbb{C}^{N_S \times 1} \\ \ell_n = \mathbf{h}_d^H \mathbf{w}_n \in \mathbb{C} \end{cases}.$$

Quindi il problema si riduce a trovare  $\mathbf{v}$ , dati i vincoli:

$$|\mathbf{v}^H \mathbf{a}_n + \ell_n|^2 \geq \gamma_n \sigma^2, \quad \forall n$$

$$|v_m| = 1 \quad m = 1, \dots, N_S$$

dove si noti che i vincoli sul modulo unitario dei coefficienti sono non convessi. Osservando che i vincoli possono essere trasformati in vincoli quadratici, applichiamo la tecnica SDR per risolvere approssimativamente il problema in modo efficiente. Nello specifico, introducendo una variabile ausiliaria  $t$ , si ottiene il problema equivalente che consiste nel trovare  $\mathbf{v}$ , dati i vincoli quadratici:

$$\bar{\mathbf{v}}^H \mathcal{R}_n \bar{\mathbf{v}} + |\ell_n|^2 \geq \gamma_n \sigma^2, \quad \forall n$$

$$|v_m|^2 = 1 \quad m = 1, \dots, N_S$$

$$\text{dove } \mathcal{R}_n = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_n \mathbf{a}_n^H & \mathbf{a}_n \mathbf{b}_n^H \\ \mathbf{a}_n^H \mathbf{b}_n & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{(N_S+1) \times (N_S+1)} \text{ e } \bar{\mathbf{v}} = \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ t \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{(N_S+1) \times 1}.$$

Si noti che  $\bar{\mathbf{v}}^H \mathcal{R}_n \bar{\mathbf{v}} = \text{tr}(\mathcal{R}_n \bar{\mathbf{v}} \bar{\mathbf{v}}^H)$ , quindi definiamo la seguente matrice:

$$\mathbf{V} = \bar{\mathbf{v}} \bar{\mathbf{v}}^H \in \mathbb{C}^{(N_S+1) \times (N_S+1)}$$

che deve soddisfare  $\mathbf{V} \succeq 0$  e  $\text{rank}(\mathbf{V}) = 1$ . Poiché il vincolo sul rango pari a 1 non è convesso, lo rilassiamo in  $V_{m,m} = 1$  per  $m = 1, \dots, N_S + 1$ .

**Problema (P4):**

*find*  $\mathbf{V}$

$$\text{s.t. } \text{tr}(\mathcal{R}_n \mathbf{V}) + |\mathbf{b}_n|^2 \geq \gamma_n \sigma^2, \quad \forall n$$

$$V_{m,m} = 1 \quad m = 1, \dots, N_S + 1; \quad \mathbf{V} \succeq 0$$

dove si può osservare che il problema è un semidefinite program (SDP) e quindi può essere risolto all'ottimo tramite modelli MATLAB per la risoluzione dei problemi di ottimizzazione convessa come CVX. Per avere una migliore convergenza della soluzione, possiamo trasformare ulteriormente (P4) in un problema di ottimizzazione con l'obiettivo esplicito di ottenere una soluzione di sfasamenti che riducano la potenza di trasmissione, generalmente più efficiente.

**Problema (P4'):**

$$\max_{\mathbf{V}, \{\alpha_n\}} \sum_{n=1}^N \alpha_n$$

$$\text{s.t. } \text{tr}(\mathcal{R}_n \mathbf{V}) + |\mathbf{b}_n|^2 \geq \gamma_n \sigma^2 + \alpha_n, \quad \forall n$$

$$V_{m,m} = 1 \quad m = 1, \dots, N_S + 1; \quad \mathbf{V} \succeq 0; \quad \alpha_n \geq 0, \quad \forall n$$

dove la variabile slack  $\alpha_n$  può essere interpretata come l'SNR "residuo" dell'utente sull' $n$ -esima sottoportante nell'ottimizzazione degli sfasamenti. In [2] è stato dimostrato che (P4) e (P4') hanno lo stesso insieme di  $\mathbf{V}$  ammissibili, mentre (P4') è più efficiente di (P4) in termini di convergenza alla soluzione.

### Algoritmo proposto:

1. Inizializza il vettore degli sfasamenti  $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_1 \in \mathcal{U}(0,2\pi)$  e il numero di iterazione  $i = 1$
2. **ripeti**
3. calcola il canale  $\mathbf{h}_n^H(\boldsymbol{\theta}_i) = \mathbf{h}_d^H + \mathbf{h}_r^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} e^{\frac{-j2\pi n \Delta}{N}}$ , dove  $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(e^{j\theta_i})$
4. calcola  $\mathbf{b}_n = \frac{\mathbf{h}_n}{\|\mathbf{h}_n\|}$  con MRT,  $\forall n$
5. dati  $\mathbf{b}_n$ , risolvi il problema margin adaptive con l'algoritmo water filling e denota la soluzione con  $P_n \rightarrow \gamma_n$
6. risolvi il problema (P4) dati  $\mathbf{b}_n$  e  $P_n$ , chiama  $\boldsymbol{\theta}_{i+1}$  la soluzione ottenuta con la procedura di Gaussian randomization
7. aggiorna il numero di iterazione  $i = i + 1$
8. **fino a che** la diminuzione della funzione obiettivo è al di sotto di una certa soglia  $> 0$  o il problema (P4) diventa infeasible.

### Setup della simulazione MATLAB:

$N_T = 4$  numero di antenne sull'access point (AP)

$N_S = 80$  numero di elementi riflettenti sull'IRS

$N = 16$  numero di sottoportanti

$\sigma^2 = 10^{-11}/N$  ( $-80$  dBm) varianza del rumore

$B = 100$  MHz banda del segnale

$d_0 = 51$  m distanza AP-IRS

$d = 46$  m distanza orizzontale AP-utente

$d_v = 2$  m distanza verticale AP-utente

$C_0 = 10^{-3}$  @  $D_0 = 1$  m

$\alpha_{Au} = 3.5, \alpha_{Iu} = 2.8, \alpha_{AI} = 2$  path loss exponents

Fattori di Rice  $\begin{cases} \beta_{Au} = \beta_{Iu} = 0 & \text{fading di Rayleigh} \\ \beta_{AI} \rightarrow \infty & \text{line of sight (LOS)} \end{cases}$

$R = 4N$  rate target (ipotesi perequativa)

I risultati sono mediati su 200 realizzazioni del canale; in Figura 5.2 è rappresentata, prima in scala lineare poi in scala logaritmica, la potenza trasmessa dall'access point in funzione del numero di iterazioni eseguite dall'algoritmo, confrontata con la potenza ottenuta applicando MRT senza riconfigurare i coefficienti della RIS.

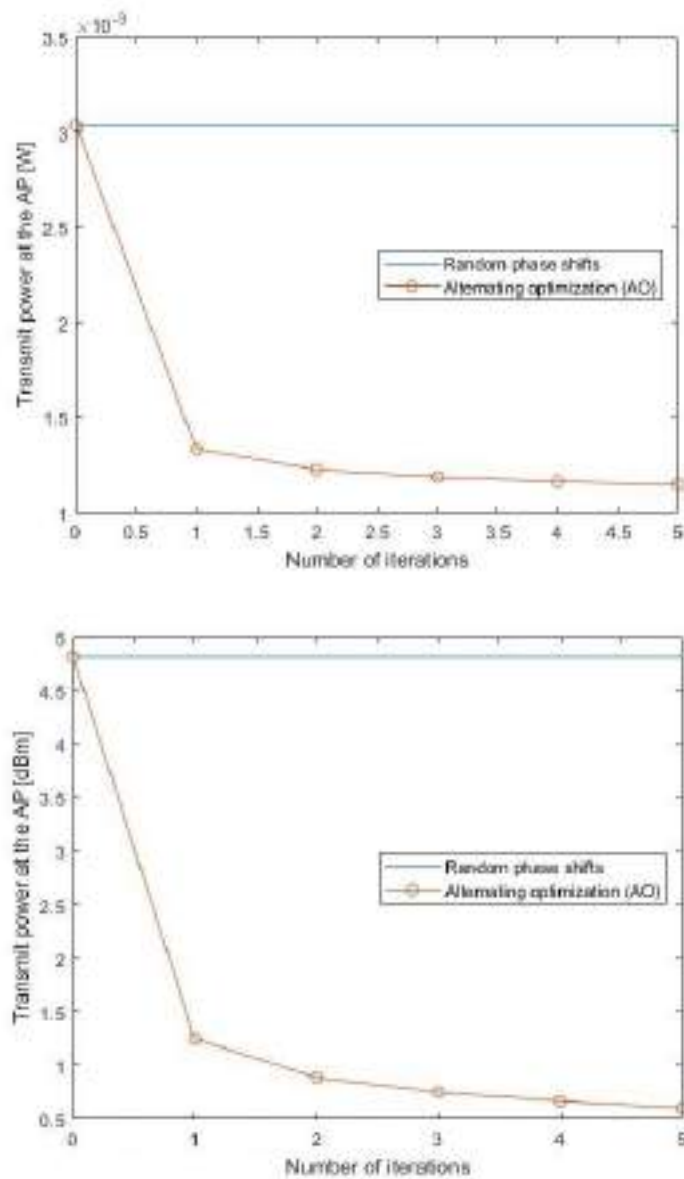


Figura 5.2



Si può osservare sin dalle primissime iterazioni come l’algoritmo proposto, basato su alternating optimization, abbassi la potenza trasmessa di quasi tre volte, circa 4.3 dB, rispetto al caso in cui si mantengono gli sfasamenti della RIS random. In Figura 5.3 troviamo graficati i risultati in termini di potenza trasmessa, in Watt e in dBm, ottenuti con un codice MATLAB modificato che varia il numero di elementi riflettenti sulla RIS, da un minimo di 40 a un massimo di 160.

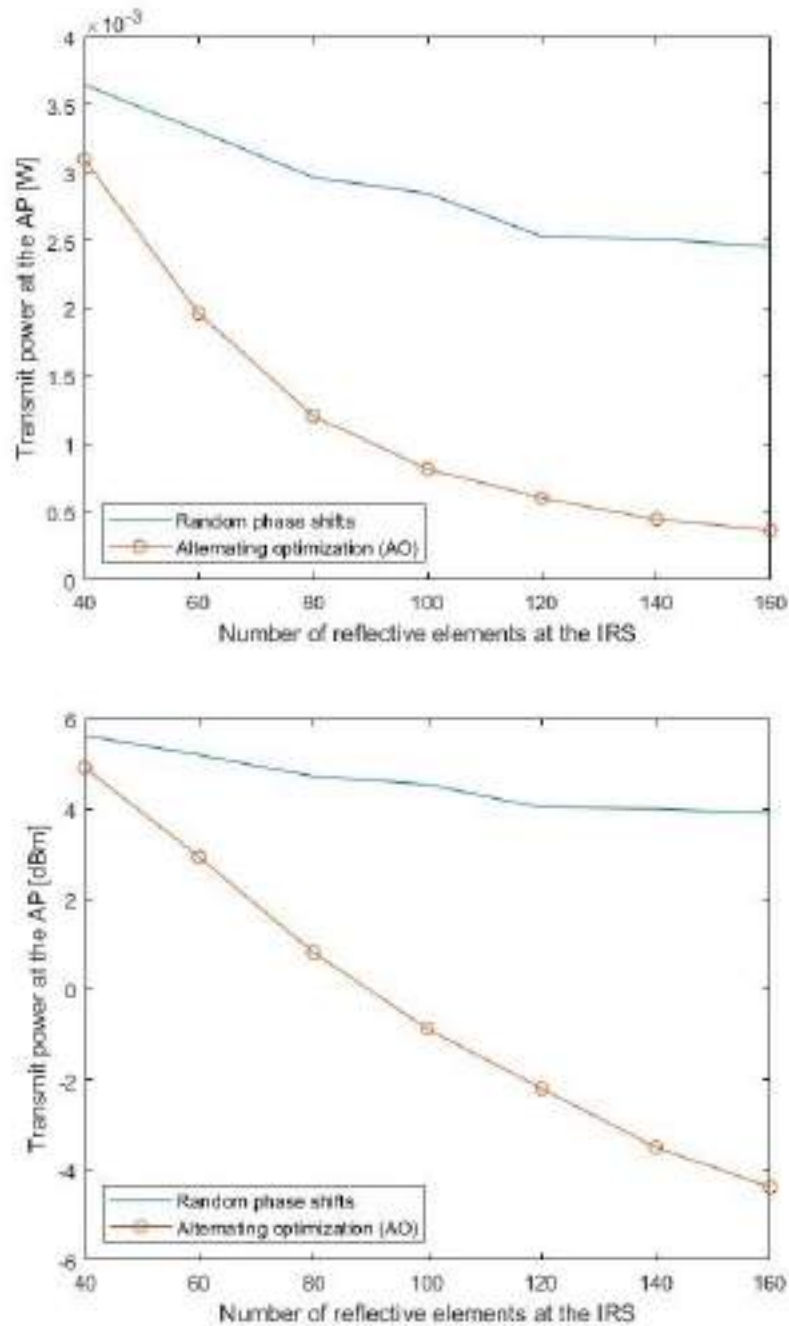


Figura 5.3

Si osserva che la potenza totale trasmessa AO scala approssimativamente con  $1/N_S^2$ .

## 5.2 Block diagonalization (BD)

La resource allocation nei sistemi MIMO-OFDMA ha il potenziale per ottenere grandi guadagni di diversità, ma è estremamente complessa e computazionalmente impegnativa poiché richiede l'ottimizzazione congiunta di a) filtri spaziali lineari in trasmissione e ricezione, b) assegnazione dei canali e c) allocazione della potenza su tutti i canali MIMO paralleli. Inoltre, a causa dell'assegnazione dei canali (discreta per natura), e della presenza di multiple access interference (MAI), il problema dell'allocazione non è convesso.

Consideriamo il downlink di un sistema MIMO-OFDMA. Dimensionando opportunamente i parametri OFDM, la larghezza di banda del segnale viene suddivisa in  $N$  canali ortogonali piatti in frequenza, assegnati ai  $K$  utenti del sistema. La base station è dotata di  $N_T$  antenne e ciascuno dei  $K$  diversi utenti è dotato di  $N_R$  antenne. Inoltre, assumiamo uno scenario quasi-statico, in cui i guadagni di canale sono approssimativamente costanti tra allocazioni consecutive, in modo che la presenza di un collegamento di feedback o di reciprocità di canale consenta sia alla BS di possedere la piena conoscenza di ogni channel state information. Assumendo  $N_T > N_R$  e che su ogni sottoportante siano allocati al più  $Q = \lfloor N_T/N_R \rfloor$  utenti, concentriamoci sul sottocanale  $n$  e supponiamo che l'insieme  $\Theta_n$  raccolga gli utenti che vengono assegnati contemporaneamente a questo canale. Alla BS, il segnale trasmesso  $\mathbf{x}_{k,n} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$  dell'utente  $k$  sulla sottoportante  $n$  è ottenuto pre-filtrando il vettore di simboli  $\mathbf{s}_{k,n}$  con la matrice di linear precoding  $\mathbf{B}_{k,n}$ :

$$\mathbf{x}_{k,n} = \mathbf{B}_{k,n} \mathbf{s}_{k,n}.$$

Il vettore complesso  $\mathbf{y}_{k,n} \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$  che si ottiene dal segnale ricevuto dall'utente  $k$  sulla sottoportante  $n$  è il prodotto della matrice di canale  $\mathbf{H}_{k,n} \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$  per il vettore di simboli pre-filtrato in trasmissione:

$$\mathbf{y}_{k,n} = \mathbf{H}_{k,n} \mathbf{x}_{k,n} = \mathbf{H}_{k,n} \mathbf{B}_{k,n} \mathbf{s}_{k,n}.$$

Il segnale MIMO  $\mathbf{z}_{k,n} \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$  in uscita dal filtro spaziale in ricezione  $\mathbf{W}_{k,n}^H$  vale:

$$\mathbf{z}_{k,n} = \mathbf{W}_{k,n}^H \mathbf{y}_{k,n} = \mathbf{W}_{k,n}^H \mathbf{H}_{k,n} \mathbf{B}_{k,n} \mathbf{s}_{k,n} + \mathbf{W}_{k,n}^H \left( \mathbf{H}_{k,n} \sum_{j \neq k, j \in \Theta_n} \mathbf{x}_{j,n} + \mathbf{n}_{k,n} \right)$$

dove  $\Theta_n = \{k \mid 1 \leq k \leq K; \rho_{k,n} = 1\}$  è l'insieme dei  $Q$  utenti assegnati all' $n$ -esima sottoportante, attraverso la variabile di allocazione  $\rho_{k,n} \in \{0,1\}$ . Il termine tra parentesi tonde, dovuto alla multiple access interference e al rumore, sarà indicato con  $\mathbf{i}_{k,n} \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$  ed è caratterizzato dalla seguente matrice di correlazione:

$$\begin{aligned} \mathcal{R}_{\mathbf{i}_{k,n}} &= E\{\mathbf{i}_{k,n} \mathbf{i}_{k,n}^H\} = \mathbf{H}_{k,n} \left( \sum_{j \neq k, j \in \Theta_n} \mathcal{R}_{\mathbf{x}_{j,n}} \right) \mathbf{H}_{k,n}^H + \mathcal{R}_{\mathbf{n}_{k,n}} = \\ &= \mathbf{H}_{k,n} \left( \sum_{j \neq k, j \in \Theta_n} \mathbf{B}_{j,n} \mathcal{R}_{\mathbf{s}_{j,n}} \mathbf{B}_{j,n}^H \right) \mathbf{H}_{k,n}^H + \sigma^2 \mathbf{I} \\ \left\{ \begin{array}{l} \mathcal{R}_{\mathbf{x}_{k,n}} = E\{\mathbf{x}_{k,n} \mathbf{x}_{k,n}^H\} = \mathbf{B}_{k,n} E\{\mathbf{s}_{k,n} \mathbf{s}_{k,n}^H\} \mathbf{B}_{k,n}^H = \mathbf{B}_{k,n} \mathcal{R}_{\mathbf{s}_{k,n}} \mathbf{B}_{k,n}^H \\ \mathcal{R}_{\mathbf{n}_{k,n}} = \sigma^2 \mathbf{I} \end{array} \right. \end{aligned}$$

dove è espressa la dipendenza dalle matrici di correlazione del segnale desiderato e del rumore. Adesso è possibile calcolare la capacità di canale per l'utente  $k$  sulla sottoportante  $n$ , che dipende dalle matrici di correlazione precedentemente calcolate:

$$\mathcal{C}_{k,n} = \log_2 \det \left( \mathbf{I} + \mathbf{H}_{k,n} \mathcal{R}_{\mathbf{x}_{k,n}} \mathbf{H}_{k,n}^H \mathcal{R}_{\mathbf{i}_{k,n}}^{-1} \right) \text{ bit/s /Hz.}$$

In un sistema multi-portante, l'assegnazione margin adaptive dei canali è progettata per allocare a ciascun utente il miglior sottoinsieme possibile di canali disponibili con l'obiettivo di minimizzare la potenza trasmessa complessiva, avendo come vincoli i rate target individuali  $R_k$ . Sia  $\rho_{k,n}$  la variabile di allocazione binaria che vale 1, se il sottocanale  $n$  è assegnato all'utente  $k$ , e 0, altrimenti. Quindi possiamo descrivere l'insieme che raccoglie tutti gli utenti assegnati alla sottoportante  $n$  come:

$$\Theta_n = \{k \mid 1 \leq k \leq K; \rho_{k,n} = 1\}.$$

Assumendo che il numero totale di utenti sia  $K \leq QN$ , il problema di allocazione delle risorse margin adaptive, definito sui vettori  $\mathbf{x}$  e  $\boldsymbol{\rho}$  che raccolgono tutti i segnali trasmessi e le variabili di allocazione, può essere formulato nel modo seguente:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{x}, \boldsymbol{\rho}} \sum_{n=1}^N \sum_{k \in \Theta_n} \text{trace}(\mathbf{R}_{x_{k,n}}) \\ & \text{s. t. } \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} r_{k,n}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\rho}) \geq R_k, \quad \forall k \\ & |\Theta_n| \leq Q, \quad \forall n \end{aligned}$$

dove  $r_{k,n}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\rho}) = \log_2 \det \left( \mathbf{I} + \mathbf{H}_{k,n} \mathbf{R}_{x_{k,n}} \mathbf{H}_{k,n}^H \mathbf{R}_{i_{k,n}}^{-1} \right)$  è il rate dell'utente  $k$  sul sottocanale  $n$ ; il primo insieme di vincoli tiene conto dei requisiti di rate target di ogni utente e il secondo impone che non siano consentiti più di  $Q$  utenti per sottoportante. Sfortunatamente, a causa dell'interferenza e della presenza delle variabili di ottimizzazione intere  $\rho_{k,n}$ , il problema è non convesso e la sua soluzione implica una ricerca esaustiva per trovare l'assegnazione ottima dei canali, i filtri spaziali in trasmissione/ricezione ottimali e l'allocazione minimale della potenza, così che anche negli scenari più semplici la sua complessità computazionale è troppo elevata per essere praticamente feasible.

Secondo gli autori del paper [3], il risultato più vicino alla soluzione del problema è quello basato sulla precodifica di block diagonalization, seguita da un algoritmo di ottimizzazione duale di Lagrange. Per prima cosa si ottiene la matrice di canale in interferenza  $\tilde{\mathbf{H}}_{k,n}$  per l'utente  $k \in \Theta_n$ , impilando le matrici di canale dei suoi interferenti, cioè tutti gli utenti in  $\Theta_n \setminus \{k\}$ . Se per semplicità assumiamo  $|\Theta_n| = Q$ , otteniamo una matrice di canale in interferenza di questo tipo:

$$\tilde{\mathbf{H}}_k = [\mathbf{H}_1^T, \dots, \mathbf{H}_{k-1}^T, \mathbf{H}_{k+1}^T, \dots, \mathbf{H}_Q^T]^T \in \mathbb{C}^{(Q-1)N_R \times N_T}$$

dove non è stato annotato il pedice relativo alla sottoportante  $n$ . Sia  $\tilde{\mathbf{H}}_{k,n} = \tilde{\mathbf{U}}_{k,n} \tilde{\boldsymbol{\Sigma}}_{k,n} \tilde{\mathbf{V}}_{k,n}^H$  la singular value decomposition della matrice di canale in interferenza,

le colonne di  $\tilde{\mathbf{V}}_{k,n}$  che corrispondono ai valori singolari nulli di  $\tilde{\mathbf{H}}_{k,n}$  formano la base ortonormale  $\tilde{\mathbf{V}}_{k,n}^{(0)}$  dello spazio nullo di  $\tilde{\mathbf{H}}_{k,n}$ :

$$\tilde{\mathbf{H}}_k = \tilde{\mathbf{U}}_k \tilde{\Sigma}_k \left[ \tilde{\mathbf{V}}_k^{(1)}, \tilde{\mathbf{V}}_k^{(0)} \right]^H$$

dove nuovamente non è stato annotato il pedice relativo alla sottoportante  $n$ .

Proiettando il canale MIMO di ciascun utente sullo spazio a interferenza nulla e scegliendo opportunamente i filtri spaziali in trasmissione e ricezione, gli utenti non interferiscono tra loro. Il canale così ottenuto per l'utente  $k$ -esimo è:

$$\bar{\mathbf{H}}_{k,n} = \mathbf{H}_{k,n} \tilde{\mathbf{V}}_{k,n}^{(0)}$$

Sia  $\bar{\mathbf{H}}_{k,n} = \bar{\mathbf{U}}_{k,n} \bar{\Sigma}_{k,n} \bar{\mathbf{V}}_{k,n}^H$  la singular value decomposition della matrice di canale in interferenza, si sceglie il filtro BD linear precoding  $\mathbf{B}_{k,n} = \tilde{\mathbf{V}}_{k,n}^{(0)} \bar{\mathbf{V}}_{k,n}$  e il filtro spaziale in ricezione  $\mathbf{W}_{k,n}^H = \bar{\mathbf{U}}_{k,n}^H$ , in modo che i flussi di dati dell'utente  $k$  siano disaccoppiati da quelli di qualsiasi altro utente che trasmette sullo stesso sottocanale e che l'SNR in ricezione sia massimizzato. Il numero di flussi attivi sul canale è  $L_{k,n} = \text{rank}(\bar{\mathbf{H}}_{k,n}) = \text{rank}(\mathbf{H}_{k,n} \tilde{\mathbf{V}}_{k,n}^{(0)})$  e il guadagno dell' $i$ -esimo flusso è  $g_{k,n}^{(i)} = \left( [\bar{\Sigma}_{k,n}]_{i,i} \right)^2$ , quindi il rate dell'utente  $k$  sul sottocanale  $n$  vale:

$$r_{k,n} = \sum_{i=1}^{L_{k,n}} \log_2 \left( 1 + \frac{P_{k,n}^{(i)} (g_{k,n}^{(i)})^2}{\sigma^2} \right).$$

Una volta che abbiamo forzato l'interferenza a zero con la block diagonalization, il problema precedente può essere riformulato come un'allocazione di risorse definita su  $\mathbf{P} = [P_1, \dots, P_K]$ , il vettore che raccoglie tutti i valori  $P_k = \sum_{n=1}^N P_{k,n}$  di potenza allocata agli utenti del sistema, ottenendo:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{r}, \rho \in \mathcal{A}_Q} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \rho_{k,n} P_{k,n} \\ & \text{s. t. } \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} r_{k,n}(\mathbf{P}) \geq R_k, \quad \forall k \end{aligned}$$

dove  $\mathcal{A}_Q = \{\rho_{k,n} \in \{0,1\} \mid \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} \leq Q\}$  è l'insieme delle variabili di allocazione  $\rho_{k,n}$  accettabili (al più  $Q$  utenti per sottoportante). Si noti che i guadagni di canale  $g_{k,n}^{(i)}$  dipendono dalla particolare matrice di canale in interferenza  $\tilde{\mathbf{H}}_{k,n}$ , quindi i loro valori sono condizionati alla variabile di allocazione  $\rho_{k,n}$ .

Il problema è ancora non convesso ma è più facilmente trattabile: si può dimostrare [5] che per l'allocazione delle sottoportanti con OFDMA, anche se il problema primale non è convesso, al crescere del numero delle sottoportanti il duality gap (la differenza tra la soluzione nel dominio primale e la soluzione nel dominio duale) tende a zero. Pertanto, la soluzione del problema duale produce la soluzione ottima o almeno un lower bound molto vicino a questa. Partendo dalla definizione di Lagrangian dual function ricaviamo:

$$\begin{aligned} g(\boldsymbol{\lambda}) &= \min_{\mathbf{r}, \boldsymbol{\rho} \in \mathcal{A}_Q} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \rho_{k,n} P_{k,n} + \sum_{k=1}^K \lambda_k \left( R_k - \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} r_{k,n}(\mathbf{P}) \right) = \\ &= \min_{\mathbf{r}, \boldsymbol{\rho} \in \mathcal{A}_Q} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \rho_{k,n} (P_{k,n} - \lambda_k r_{k,n}(\mathbf{P})) + \sum_{k=1}^K \lambda_k R_k \end{aligned}$$

dove  $\boldsymbol{\lambda}$  è il vettore dei moltiplicatori di Lagrange  $\lambda_k$ , variabili non negative associate ai vincoli sul rate target dei  $K$  utenti. La funzione  $g$  è alla base del problema duale di Lagrange, così formulato:

$$\max_{\boldsymbol{\lambda}} g(\boldsymbol{\lambda})$$

$$s. t. \boldsymbol{\lambda} \geq 0.$$

Il problema duale è sempre convesso e il vettore ottimo delle variabili  $\boldsymbol{\lambda}^*$  può essere trovato implementando una strategia iterativa come il metodo dell'ellissoide [13], una generalizzazione del metodo della bisezione per i problemi su spazi multidimensionali. Seguendo l'approccio standard di dual decomposition, la Lagrangian dual function  $g(\boldsymbol{\lambda})$  può essere disaccoppiata in  $N$  funzioni, cioè:

$$g(\boldsymbol{\lambda}) = \sum_{n=1}^N g_n(\boldsymbol{\lambda}) + \sum_{k=1}^K \lambda_k R_k$$

dove la generica  $g_n(\boldsymbol{\lambda}) = \min_{\mathbf{r}, \boldsymbol{\rho} \in \mathcal{A}_Q} \sum_{k=1}^K \rho_{k,n} (P_{k,n} - \lambda_k r_{k,n}(\mathbf{P}))$  è associata a un problema di ottimizzazione per sottocanale. Fissati i vettori  $\boldsymbol{\rho}$  e  $\boldsymbol{\lambda}$ , il problema di resource allocation si riduce nel trovare la distribuzione ottimale della potenza su un insieme di canali non interferenti. Questo problema è convesso e si trova la potenza trasmessa sull' $n$ -esima sottoportante dall'utente  $k \in \Theta_n$  sull' $i$ -esimo flusso:

$$P_{k,n}^{(i)} = \left( \frac{\lambda_k}{\log 2} - \frac{\sigma^2}{(g_{k,n}^{(i)})^2} \right)^+ \quad i = 1, \dots, L_{k,n}$$

che segue la formulazione classica del water filling single-user. La potenza e il rate allocati all'utente  $k$  sul sottocanale  $n$  sono calcolati nel modo seguente:

$$\begin{cases} P_{k,n} = \sum_{i=1}^L P_{k,n}^{(i)} \\ r_{k,n} = \sum_{i=1}^L \log_2 \left( 1 + \frac{P_{k,n}^{(i)} (g_{k,n}^{(i)})^2}{\sigma^2} \right) \end{cases}$$

Il risultato proposto è un algoritmo subottimo di allocazione delle sottoportanti che lavora nel dominio duale [3]:

- per ogni sottoportante, dato il vettore dei moltiplicatori di Lagrange  $\boldsymbol{\lambda}$ ,
  1. calcolare esaustivamente tutti i possibili insiemi  $\Theta_n$  di combinazioni degli utenti sulla sottoportante  $n$
  2. per ogni combinazione di utenti  $\Theta_n$ , calcolare le matrici di precoding  $\mathbf{B}_{k,n} = \bar{\mathbf{V}}_{k,n}^H$  ( $k \in \Theta_n$ ) corrispondenti, che fornisce i valori singolari del canale equivalente necessari per calcolare  $P_{k,n}$  e  $r_{k,n}$
  3. inserire i valori di rate e potenza nella metrica

$$\sum_{k \in \Theta_n} (P_{k,n} - \lambda_k r_{k,n})$$

4. selezionare la combinazione di utenti che minimizza la metrica

- fissato il vettore delle variabili di allocazione  $\rho$ ,

1. i rate raggiunti dai diversi utenti contribuiscono al subgradiente

$$d_k = R_k - \sum_{n=1}^N \rho_{k,n} r_{k,n}$$

2. il subgradiente viene utilizzato per aggiornare il vettore dei moltiplicatori  $\lambda$  (con il metodo dell'ellissoide) fino a convergenza.

L'algoritmo termina quando il volume dell'ellissoide è praticamente nullo.

## 5.2 Multiuser case

Consideriamo finalmente l'allocazione multicarrier della potenza in downlink per una rete 5G a cella singola come quella mostrata in Figura 5.4, nella quale è impiegata una IRS per assistere le trasmissioni da un access point multi-antenna a  $K$  utenti con antenna singola, sempre su una banda di frequenza frazionata e condivisa con la tecnica OFDMA.

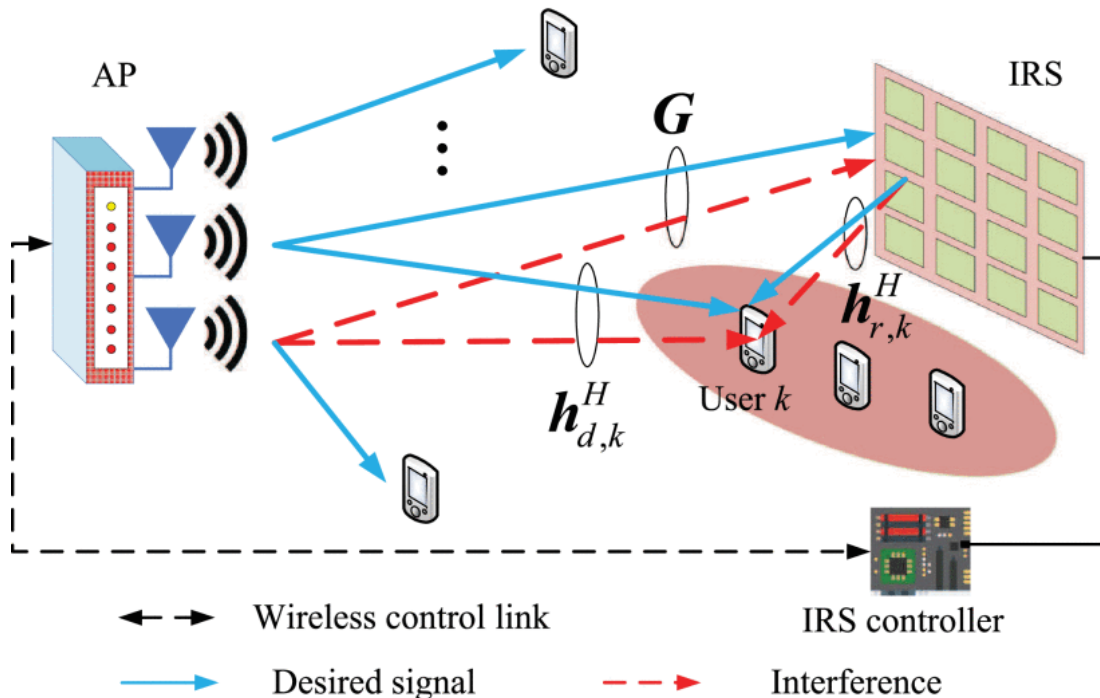


Figura 5.4



I canali equivalenti in banda base dall'AP all'IRS, dall'AP all'utente  $k$  e dall'IRS all'utente  $k$  sono indicati con  $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{N_S \times N_T}$ ,  $\mathbf{h}_{d,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_T}$  e  $\mathbf{h}_{r,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_S}$ , rispettivamente. Ciascun elemento riflettente dell'IRS riceve dal trasmettitore i segnali multipath sovrapposti, e quindi scattera il segnale combinato con modulo e/o fase regolabili come se provenisse da un'unica sorgente puntiforme. Definiamo una matrice diagonale  $\boldsymbol{\theta} = \text{diag}(\beta_1 e^{j\theta_1}, \dots, \beta_{N_S} e^{j\theta_{N_S}})$  come matrice dei coefficienti di riflessione dell'IRS, dove  $\theta_m \in [0, 2\pi)$  e  $\beta_m \in [0, 1]$  denotano rispettivamente lo sfasamento e l'ampiezza del coefficiente di riflessione dell' $m$ -esimo elemento riflettente. Il  $k$ -esimo canale AP-IRS-utente risultante è quindi modellato come una concatenazione delle tre componenti, ovvero il collegamento AP-IRS, la riflessione IRS con sfasamenti e il collegamento IRS-utente. Il modello di canale che abbiamo preso in considerazione è basato sul fading di Rice e su una geometria semplice illustrata in Figura 5.1, per il caso in cui sono presenti soltanto due utenti nel sistema ( $K = 2$ ), dove l'IRS è posta a una distanza  $d_0$  dall'AP.

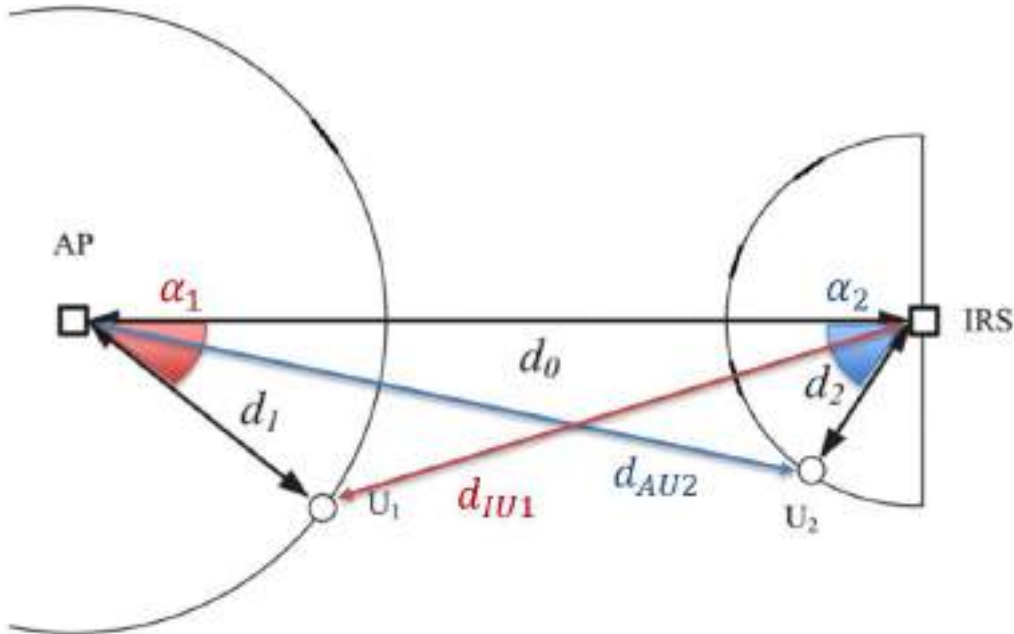


Figura 5.5

L'utente  $U_1$  è disposto a una distanza  $d_1$  dall'AP, con un angolo  $\alpha_1$  tra la sua direzione e la retta congiungente AP e IRS. Mentre l'utente  $U_2$  è disposto a una distanza  $d_2$  dall'IRS, con un angolo  $\alpha_2$  tra la sua direzione e la retta congiungente

AP e IRS. Il dispositivo dell'utente  $k$  riceve la sovrapposizione di due versioni del segnale, una dal cammino diretto e una dal cammino riflesso dall'IRS, si tratta quindi di un canale di propagazione a due raggi. Per l'utente  $U_1$ , il percorso diretto AP-utente ha lunghezza  $d_1$  e il percorso riflesso IRS-utente ha lunghezza  $d_{IU1} = \sqrt{d_1^2 + d_0^2 - 2d_1d_0 \cos \alpha_1}$  (Teorema di Carnot), a quest'ultimo va sommata la tratta AP-IRS di lunghezza  $d_0$ . Mentre per l'utente  $U_2$ , il percorso riflesso IRS-utente ha lunghezza  $d_2$  a cui va sommata la tratta AP-IRS di lunghezza  $d_0$  e il percorso diretto AP-utente ha lunghezza  $d_{IU1} = \sqrt{d_2^2 + d_0^2 - 2d_2d_0 \cos \alpha_2}$  (Carnot).

Dato il numero di utenti  $K$  e il numero di sottoportanti  $N$ , consideriamo l' $n$ -esimo sottocanale del  $k$ -esimo utente:

$$\mathbf{h}_{k,n}^H(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} e^{\frac{-j2\pi n \Delta_k}{N}} \quad \text{canale a 2 raggi}$$

dove  $\mathbf{h}_{d,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_T}$  e  $\mathbf{h}_{r,k}^H \in \mathbb{C}^{1 \times N_S}$  sono gli equivalenti in banda base del cammino diretto e riflesso per l'utente  $k$ , rispettivamente, e  $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_{N_S}})$  è la matrice dei coefficienti di riflessione dell'IRS; abbiamo nuovamente ipotizzato che le ampiezze dei coefficienti siano unitarie, ovvero che questi siano solo sfasamenti. Il delay spread tempo-discreto per l'utente  $k$  vale:

$$\Delta_k = \tau_k / T_s$$

dove  $\tau_k$  è il delay spread per l'utente  $k$ , dato dalla differenza temporale tra il percorso riflesso e il percorso diretto, e  $T_s$  è l'intervallo di campionamento.

Consideriamo una precodifica lineare di trasmissione all'AP in cui per ogni utente su ciascuna sottoportante viene selezionato un vettore di beamforming dedicato. Quindi, l'equivalente in banda base del segnale trasmesso dall'AP all'utente  $k$  sul sottocanale  $n$  può essere espresso come:

$$\mathbf{x}_{k,n} = \mathbf{w}_{k,n} s_{k,n} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$$

dove  $s_{k,n} \in \mathbb{C}$  denota i dati trasmessi all'utente  $k$  sul sottocanale  $n$  e  $\mathbf{w}_{k,n} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$  è il vettore di beamforming. Il segnale ricevuto dal dispositivo dell'utente  $k$  sul

sottocanale  $n$ , sovrapposizione dei contributi di entrambi i percorsi AP-utente e AP-IRS-utente, viene quindi espresso come:

$$y_{k,n} = \left( \mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} e^{-\frac{j2\pi n \Delta_k}{N}} \right) \mathbf{w}_{k,n} s_{k,n} + n_{k,n}$$

dove  $n_{k,n} \in \mathcal{CN}(0, \sigma_k^2)$  denota il rumore additivo gaussiano bianco nel ricevitore dell'utente  $k$ , considerando che la varianza del rumore  $\sigma_k^2$  sia la solita su ogni sottocanale  $n = 1, \dots, N$ . Di conseguenza, il signal-to-interference-plus-noise ratio del  $k$ -esimo utente sull' $n$ -esimo sottocanale è dato da:

$$SINR_{k,n} = \frac{|\mathbf{h}_{k,n}^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{w}_{k,n}|^2}{\sum_{j \neq k}^K |\mathbf{h}_{k,n}^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{w}_{j,n}|^2 + \sigma_k^2}$$

**Problema margin adaptive:**

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}, \boldsymbol{\theta}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K P_{k,n} \\ \text{s. t. } & \sum_{n=1}^N \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{k,n}^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{w}_{k,n}|^2}{\sum_{j \neq k}^K |\mathbf{h}_{k,n}^H(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{w}_{j,n}|^2 + \sigma_k^2} \right) \geq R_k, \quad \forall k \\ & 0 \leq \theta_m < 2\pi \quad m = 1, \dots, N_S \end{aligned}$$

dove  $R_k$  è il rate target del  $k$ -esimo utente,  $\mathbf{w}_{k,n} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$  è il beamformer e  $P_{k,n}$  è la potenza allocata per l'utente  $k$  sulla sottoportante  $n$ .

Nel caso multi-utente possiamo sfruttare la tecnica di alternating optimization in modo simile al caso dell'utente singolo, ma il beamforming in trasmissione sull'AP è ottenuto applicando il noto criterio MMSE (Minimum Mean Square Error) per far fronte all'interferenza multi-utente invece di utilizzare maximum-ratio transmission come nel caso dell'utente singolo senza interferenza.

Fissato il vettore di sfasamenti  $\boldsymbol{\theta}$ , il sottocanale  $n$  dall'AP all'utente  $k$  è dato da

$\mathbf{h}_{k,n}^H = \mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{\Theta} \mathbf{G} e^{-\frac{j2\pi n \Delta_k}{N}}$ . Sia  $\mathbf{W}_n = [\mathbf{w}_{1,n}, \dots, \mathbf{w}_{K,n}] \in \mathbb{C}^{N_T \times K}$  la matrice composta dai  $K$  vettori di beamforming sull' $n$ -esima sottoportante, possiamo

formulare e risolvere il problema margin adaptive per trovare i beamformer in trasmissione sottoportante per sottoportante.

**Problema (P3):**

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{w}_n} \sum_{k=1}^K \|\mathbf{w}_{k,n}\|^2 \\ \text{s. t. } & \frac{|\mathbf{h}_{k,n}^H \mathbf{w}_{k,n}|^2}{\sum_{j \neq k}^K |\mathbf{h}_{k,n}^H \mathbf{w}_{j,n}|^2 + \sigma_k^2} \geq \gamma_{k,n}, \quad \forall k \\ & 0 \leq \theta_m < 2\pi \quad m = 1, \dots, N_S \end{aligned}$$

dove  $\gamma_{k,n} > 0$  è il vincolo di SINR minimo per il  $k$ -esimo utente sull' $n$ -esima sottoportante. Si noti che (P3) è il problema convenzionale di minimizzazione della potenza nel canale di trasmissione downlink MISO multi-utente, che può essere risolto in modo efficiente utilizzando algoritmi di ottimizzazione convessa come second-order cone programming o semidefinite programming. Inoltre, è facile verificare che per la soluzione ottima del problema (P3), tutti i vincoli SINR sono soddisfatti con l'uguaglianza. Considerando che ogni utente  $U_1, \dots, U_K$  ha come rate target  $R_k = \sum_{n=1}^N R_{k,n}$ , ricaviamo il vincolo sul rate dell'utente  $k$  per il sottocanale  $n$ :

$$\gamma_{k,n} = 2^{R_{k,n}} - 1 \Leftrightarrow R_{k,n} = \log_2(1 + \gamma_{k,n})$$

$$\text{SINR}_{k,n} \geq \gamma_{k,n} \Leftrightarrow r_{k,n} = \log_2(1 + \text{SINR}_{k,n}) \geq R_{k,n}$$

dove la distribuzione del rate target su utenti e sottoportanti  $R_{k,n}$  si può ottenere con l'algoritmo proposto nel paragrafo precedente (con block diagonalization e metodo dell'ellissoide). Sull' $n$ -esimo sottocanale, denotiamo la potenza allocata al  $k$ -esimo utente con  $P_{k,n} = \|\mathbf{w}_{k,n}\|^2$  e il corrispondente beamformer normalizzato con  $\mathbf{b}_{k,n} = \mathbf{w}_{k,n} / \sqrt{P_{k,n}} \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ , così da ricavare il rate raggiunto:

$$r_{k,n} = \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{k,n}^H \mathbf{b}_{k,n}|^2 P_{k,n}}{\sum_{j \neq k}^K |\mathbf{h}_{k,n}^H \mathbf{b}_{j,n}|^2 P_{j,n} + \sigma_k^2} \right).$$

Supponiamo per semplicità il massimo numero di utenti per sottoportante sia due ( $Q = 2$ ), dopo l'inizializzazione avremo:

- a. i vettori di beamforming  $\mathbf{b}_{1,n}$  e  $\mathbf{b}_{2,n}$  per  $n = 1, \dots, N$
- b. le potenze allocate agli utenti  $P_1 = \sum_{n=1}^N P_{1,n}$  e  $P_2 = \sum_{n=1}^N P_{2,n}$
- c.  $r_{1,n} = \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{1,n}^H \mathbf{b}_{1,n}|^2 P_{1,n}}{|\mathbf{h}_{1,n}^H \mathbf{b}_{2,n}|^2 P_{2,n} + \sigma_1^2} \right)$  e  $r_{2,n} = \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{2,n}^H \mathbf{b}_{2,n}|^2 P_{2,n}}{|\mathbf{h}_{2,n}^H \mathbf{b}_{1,n}|^2 P_{1,n} + \sigma_2^2} \right)$ .

Il problema (P3) si risolve andando a modificare i vettori di beamforming e conseguentemente anche  $P_1^{(P3)} < P_1^{BD}$  e  $P_2^{(P3)} < P_2^{BD}$ , i rate non cambiano. Andando a calcolare la funzione Lagrangiana sulla sottoportante  $n$ , si ha che vale:

$$g_n(P_1, P_2, \lambda_1, \lambda_2) = P_{1,n} - \lambda_1 r_{1,n} + P_{2,n} - \lambda_2 r_{2,n}$$

dove i valori di  $\lambda$  vengono dal metodo dell'ellissoide. Risolvendo (P3) si è ottenuta una riduzione della funzione Lagrangiana ma il valore dei rate non è cambiato, così facendo non cambierebbe l'evoluzione dell'ellissoide, che è basata sul subgradiente calcolato rispetto ai rate. Si noti che  $g_n(P_1, P_2, \lambda_1, \lambda_2)$  è una funzione potenziale ed in quanto tale può essere minimizzata seguendo una procedura iterativa descritta in [14]. La procedura iterativa da adottare è quella che prima minimizza  $g_n$  rispetto a  $P_1$  fissando  $P_2$ , poi minimizza  $g_n$  rispetto a  $P_2$  fissando  $P_1$  e ripete fino a convergenza. Poiché  $g_n$  non è una funzione convessa rispetto a  $P_1$ , occorre adottare un approccio subottimo basato sulla linearizzazione di un termine di  $g_n$  rispetto a  $P_1$  (lo stesso vale per  $P_2$ ):

$$g_n(P_1) = P_{1,n} - \lambda_1 \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{1,n}^H \mathbf{b}_{1,n}|^2 P_{1,n}}{|\mathbf{h}_{1,n}^H \mathbf{b}_{2,n}|^2 P_{2,n} + \sigma_1^2} \right) + P_{2,n} \\ - \lambda_2 \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{2,n}^H \mathbf{b}_{2,n}|^2 P_{2,n}}{|\mathbf{h}_{2,n}^H \mathbf{b}_{1,n}|^2 P_{1,n} + \sigma_2^2} \right)$$

dove il termine da linearizzare è la seconda riga dell'equazione, ovvero  $-\lambda_2 r_{2,n}$ , che dipende da  $P_1$  come una funzione concava ( $P_{1,n}$  è al denominatore). Per linearizzare sfruttiamo lo sviluppo in serie di Taylor troncato al primo ordine, che fornisce

l'approssimazione lineare in un intorno di  $x_0$  per una qualsiasi funzione  $f$  derivabile in quel punto:

$$f(x) \approx f(x_0) + f'(x)|_{x=x_0}(x - x_0)$$

dove  $f'$  è la derivata prima di  $f$ . In particolare, se  $f$  è convessa in un intorno di  $x_0$ :

$$f(x) \geq f(x_0) + f'(x)|_{x=x_0}(x - x_0)$$

ovvero la retta tangente ad  $f$  in  $x_0$  sta sempre sotto la funzione. Quindi, chiamando  $P_{1,n}^{(0)}$  il valore di  $P_{1,n}$  nell'intorno del quale si vuole linearizzare la funzione  $r_{2,n}$  (convessa rispetto a  $P_1$ ), si ottiene:

$$\begin{aligned} \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{2,n}^H \mathbf{b}_{2,n}|^2 P_{2,n}}{|\mathbf{h}_{2,n}^H \mathbf{b}_{1,n}|^2 P_{1,n} + \sigma_2^2} \right) &= \log_2 \left( 1 + \frac{\alpha}{\beta P_{1,n} + \sigma_2^2} \right) \geq \\ &\geq \log_2 \left( 1 + \frac{\alpha}{\beta P_{1,n}^{(0)} + \sigma_2^2} \right) \\ &+ \frac{d}{dP_{1,n}} \left[ \log_2 \left( 1 + \frac{\alpha}{\beta P_{1,n} + \sigma_2^2} \right) \right]_{P_{1,n}=P_{1,n}^{(0)}} (P_{1,n} - P_{1,n}^{(0)}) = \\ &= \mu(P_{1,n}^{(0)}) + \delta(P_{1,n})|_{P_{1,n}=P_{1,n}^{(0)}} (P_{1,n} - P_{1,n}^{(0)}) \end{aligned}$$

dove  $\delta(P_{1,n}) = \frac{\alpha\beta/\ln(2)}{(\alpha + \beta P_{1,n} + \sigma_2^2)(\beta P_{1,n} + \sigma_2^2)}$ . A questo punto, la funzione che dobbiamo minimizzare rispetto a  $P_1$  è:

$$\begin{aligned} \tilde{g}_n(P_1) &= P_{1,n} - \lambda_1 \log_2 \left( 1 + \frac{|\mathbf{h}_{1,n}^H \mathbf{b}_{1,n}|^2 P_{1,n}}{|\mathbf{h}_{1,n}^H \mathbf{b}_{2,n}|^2 P_{2,n} + \sigma_1^2} \right) + P_{2,n} \\ &- \lambda_2 \left[ \mu(P_{1,n}^{(0)}) + \delta(P_{1,n})|_{P_{1,n}=P_{1,n}^{(0)}} (P_{1,n} - P_{1,n}^{(0)}) \right] = \\ &= P_{1,n} - \lambda_1 \log_2(1 + \eta_1 P_{1,n}) + P_{2,n} \\ &- \lambda_2 \left[ \mu(P_{1,n}^{(0)}) + \delta(P_{1,n})|_{P_{1,n}=P_{1,n}^{(0)}} (P_{1,n} - P_{1,n}^{(0)}) \right]. \end{aligned}$$

La funzione  $\tilde{g}_n$  è convessa perché è composta dal termine  $P_{1,n}$  lineare, dal termine  $P_{2,n} - \lambda_1 \log_2(1 + \eta_1 P_{1,n})$  convesso e infine dal termine linearizzato; quindi, il suo

minimo si trova nel punto  $P_{1,n}^*$  in cui la derivata prima è nulla, che calcoliamo facilmente:

$$\begin{aligned}\tilde{g}'_n(P_1) &= 1 - \frac{\lambda_1}{\ln(2)} \frac{\eta_1}{1 + P_{1,n}\eta_1} + \lambda_2 \delta(P_{1,n}^{(0)}) \\ \tilde{g}'_n(P_1^*) &= 1 - \frac{\lambda_1}{\ln(2)} \frac{\eta_1}{1 + P_{1,n}^*\eta_1} + \lambda_2 \delta(P_{1,n}^{(0)}) = 0 \\ P_{1,n}^* &= \frac{\lambda_1/\ln(2)}{1 + \lambda_2 \delta(P_{1,n}^{(0)})} - \frac{1}{\eta_1}\end{aligned}$$

dove  $\delta(P_{1,n}^{(0)}) = \delta(P_{1,n})|_{P_{1,n}=P_{1,n}^{(0)}}$ . Ai nostri fini è importante notare che, se  $P_{1,n}^*$  è la soluzione della minimizzazione di  $\tilde{g}_n$ , allora vale la seguente relazione:

$$g_n(P_1^{(0)}) = \tilde{g}_n(P_1^{(0)}) \geq \tilde{g}_n(P_1^*) \geq g_n(P_1^*)$$

dove l'uguaglianza vale perché in  $P_1^{(0)}$  le due funzioni coincidono, la prima minorazione vale perché  $P_1^*$  minimizza  $\tilde{g}_n$  e la seconda minorazione vale perché  $\log_2\left(1 + \frac{\alpha}{\beta P_{1,n} + \sigma_2^2}\right) \geq \mu(P_{1,n}^{(0)}) + \delta(P_{1,n}^{(0)})(P_{1,n} - P_{1,n}^{(0)}) \Rightarrow -\lambda_2 \left[\mu(P_{1,n}^{(0)}) + \delta(P_{1,n}^{(0)})(P_{1,n} - P_{1,n}^{(0)})\right] \geq -\lambda_2 \log_2\left(1 + \frac{\alpha}{\beta P_{1,n} + \sigma_2^2}\right)$ . Effettuando linearizzazione e minimizzazione di  $g_n$  rispetto a  $P_2$  otteniamo lo stesso risultato; quindi, possiamo dire con certezza che  $g_n(P_1, P_2, \lambda_1, \lambda_2)$  diminuisce ad ogni iterazione della procedura.

Fissate le matrici dei beamformers in trasmissione  $\mathbf{W}_n = [\mathbf{w}_{1,n}, \dots, \mathbf{w}_{K,n}] = [\sqrt{P_{1,n}}\mathbf{b}_{1,n}, \dots, \sqrt{P_{K,n}}\mathbf{b}_{K,n}]$ , il problema si riduce alla feasibility-check. Sia  $v_m = e^{j\theta_m}$  il coefficiente di riflessione dell' $i$ -esimo elemento della RIS, applicando il cambio di variabili  $\mathbf{h}_{d,k}^H \mathbf{w}_{j,n} = \mathcal{R}_n^{k,j}$  e  $\mathbf{h}_{r,k}^H \mathbf{G} e^{-\frac{j2\pi n \Delta_k}{N}} \mathbf{w}_{j,n} = \mathbf{v}^H \mathbf{a}_n^{k,j}$ , dove  $\mathbf{v} = [e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_{N_s}}]^H$ , definiamo la rappresentazione alternativa del canale:

$$\begin{cases} \mathbf{a}_n^{k,j} = \text{diag}(\mathbf{h}_{r,k}^H) \mathbf{G} e^{-\frac{j2\pi n \Delta_k}{N}} \mathbf{w}_{j,n} \in \mathbb{C}^{N_s \times 1} \\ \mathcal{R}_n^{k,j} = \mathbf{h}_{d,k}^H \mathbf{w}_{j,n} \in \mathbb{C} \end{cases}.$$

Quindi il problema si riduce a trovare  $\mathbf{v}$ , dati i vincoli:

$$\frac{|\mathbf{v}^H \mathbf{a}_n^{k,k} + \mathbf{b}_n^{k,k}|^2}{\sum_{j \neq k}^K |\mathbf{v}^H \mathbf{a}_n^{k,j} + \mathbf{b}_n^{k,j}|^2 + \sigma_k^2} \geq \gamma_{k,n}, \quad \forall k \forall n$$

$$|v_m| = 1 \quad m = 1, \dots, N_S$$

dove si noti che i vincoli sul modulo unitario dei coefficienti sono non convessi.

Osservando che i vincoli possono essere trasformati in vincoli quadratici,

applichiamo la semidefinite relaxation per risolvere approssimativamente il problema

in modo efficiente. Introducendo la variabile ausiliaria  $t$ , si ottiene il problema

equivalente che consiste nel trovare  $\mathbf{v}$ , dati i vincoli quadratici:

$$\bar{\mathbf{v}}^H \mathcal{R}_n^{k,k} \bar{\mathbf{v}} + |\mathbf{b}_n^{k,k}|^2 \geq \gamma_{k,n} \sum_{j \neq k}^K \bar{\mathbf{v}}^H \mathcal{R}_n^{k,k} \bar{\mathbf{v}} + \gamma_{k,n} \left( \sum_{j \neq k}^K |\mathbf{b}_n^{k,k}|^2 + \sigma_k^2 \right), \quad \forall k \forall n$$

$$|v_m|^2 = 1 \quad m = 1, \dots, N_S$$

dove  $\mathcal{R}_n^{k,j} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_n^{k,j} (\mathbf{a}_n^{k,j})^H & \mathbf{a}_n^{k,j} (\mathbf{b}_n^{k,j})^H \\ (\mathbf{a}_n^{k,j})^H \mathbf{b}_n^{k,j} & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{(N_S+1) \times (N_S+1)}$  e  $\bar{\mathbf{v}} = \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ t \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{(N_S+1) \times 1}$ .

Si noti che  $\bar{\mathbf{v}}^H \mathcal{R}_n^{k,j} \bar{\mathbf{v}} = \text{tr}(\mathcal{R}_n^{k,j} \bar{\mathbf{v}} \bar{\mathbf{v}}^H)$ , quindi definiamo la seguente matrice:

$$\mathbf{V} = \bar{\mathbf{v}} \bar{\mathbf{v}}^H \in \mathbb{C}^{(N_S+1) \times (N_S+1)}$$

che deve soddisfare  $\mathbf{V} \succeq 0$  e  $\text{rank}(\mathbf{V}) = 1$ . Poiché il vincolo sul rango pari a 1 è

non convesso, lo rilassiamo in  $V_{m,m} = 1$  per  $m = 1, \dots, N_S + 1$ .

**Problema (P4):**

*find*  $\mathbf{V}$

$$s. t. \text{tr}(\mathcal{R}_n^{k,k} \mathbf{V}) + |\mathbf{b}_n^{k,k}|^2 \geq \gamma_{k,n} \left( \sum_{j \neq k}^K \text{tr}(\mathcal{R}_n^{k,j} \mathbf{V}) + \sum_{j \neq k}^K |\mathbf{b}_n^{k,j}|^2 + \sigma_k^2 \right), \quad \forall k \forall n$$

$$V_{m,m} = 1 \quad m = 1, \dots, N_S + 1; \quad \mathbf{V} \succeq 0$$



dove si può osservare che il problema (P4) è nuovamente un semidefinite program e quindi può essere risolto all'ottimo tramite modelli MATLAB per la risoluzione dei problemi di ottimizzazione convessa come CVX. Per avere una migliore convergenza della soluzione, possiamo trasformare ulteriormente il (P4) in un problema di ottimizzazione con l'obiettivo esplicito di ottenere una soluzione di sfasamenti che riducano la potenza di trasmissione, generalmente più efficiente.

**Problema (P4'):**

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{V}, \{\alpha_{k,n}\}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \alpha_{k,n} \\ \text{s. t. } & \text{tr}(\mathcal{R}_n^{k,k} \mathbf{V}) + |\mathcal{b}_n^{k,k}|^2 \geq \\ & \geq \gamma_{k,n} \sum_{j \neq k}^K \text{tr}(\mathcal{R}_n^{k,j} \mathbf{V}) + \gamma_{k,n} \left( \sum_{j \neq k}^K |\mathcal{b}_n^{k,j}|^2 + \sigma_k^2 \right) + \alpha_{k,n}, \quad \forall k \forall n \\ & \mathbf{V}_{m,m} = 1 \quad m = 1, \dots, N_S + 1; \quad \mathbf{V} \succeq 0; \quad \alpha_{k,n} \geq 0, \quad \forall k \forall n \end{aligned}$$

dove la variabile slack  $\alpha_{k,n}$  può essere interpretata come il SINR “residuo” del  $k$ -esimo utente sull' $n$ -esima sottoportante nell'ottimizzazione degli sfasamenti. In [2] è stato dimostrato che (P4) e (P4') hanno lo stesso insieme di  $\mathbf{V}$  ammissibili, mentre (P4') è più efficiente di (P4) in termini di convergenza alla soluzione.

**Algoritmo proposto:**

1. Inizializza il vettore degli sfasamenti  $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_1 \in \mathcal{U}(0, 2\pi)$  e il numero di iterazione  $i = 1$
2. calcola  $\mathbf{h}_{k,n}^H(\boldsymbol{\theta}_i) = \mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \boldsymbol{\Theta} \mathbf{G} e^{\frac{-j2\pi n \Delta_k}{N}}$ , dove  $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(e^{j\boldsymbol{\theta}_i})$
3. ortogonalizza gli utenti con block diagonalization  $\rightarrow$  ottieni l'allocazione iniziale della potenza  $P_{k,n}^{BD}$  e i moltiplicatori di Lagrange  $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \dots, \lambda_K]$
4. **ripeti**
5. risolvi il problema (P3) sottoportante per sottoportante  $\rightarrow \mathbf{w}_{k,n}$

6. effettua la linearizzazione della funzione Lagrangiana  $g_n(\mathbf{P}, \boldsymbol{\lambda})$ , per minimizzarla iterativamente e ottenere  $P_{k,n}^{opt} \rightarrow \mathbf{w}_{k,n}^{opt}$
7. risolvi il problema multiuser (P4) dati  $\mathbf{w}_{k,n}^{opt}$  e denota con  $\boldsymbol{\theta}_{i+1}$  la soluzione ottenuta con la procedura di Gaussian randomization
8. aggiorna  $i = i + 1$  e ricalcola  $\mathbf{h}_{k,n}^H(\boldsymbol{\theta}_i) = \mathbf{h}_{d,k}^H + \mathbf{h}_{r,k}^H \boldsymbol{\theta} G e^{\frac{-j2\pi n \Delta_k}{N}}$
9. **fino a che** la norma del gradiente è al di sotto di una certa soglia  $> 0$  o il problema multiuser (P4) diventa infeasible.

### Setup della simulazione MATLAB:

$N_T = 4$  numero di antenne sull'access point (AP)

$N_S = 80$  numero di elementi riflettenti sull'IRS

$K = 2$  numero di utenti

$N = 16$  numero di sottoportanti

$\sigma_k^2 = 10^{-11}/N$  ( $-80$  dBm) varianza del rumore

$B = 100$  MHz banda del segnale

$d_0 = 51$  m distanza AP-IRS

$d_1 = 20$  m distanza AP-utente1

$d_2 = 3$  m distanza IRS-utente2

$C_0 = 10^{-3}$  @  $D_0 = 1$  m

$\alpha_{AU} = 3.5, \alpha_{AI} = \alpha_{IU} = 2.8$  path loss exponents

Fattori di Rice  $\begin{cases} \beta_{AU} = 0 & \text{fading di Rayleigh} \\ \beta_{AI} = \beta_{IU} = 2 & (= 3 \text{ dB}) \end{cases}$

$R_k = 4N$  rate target (ipotesi perequativa)

In Figura 5.6 è rappresentata, prima in scala lineare poi in scala logaritmica, la potenza trasmessa dall'access point in funzione del numero di iterazioni eseguite

dall'algoritmo, confrontata con la potenza ottenuta con BD/ellissoide e quella ottenuta risolvendo (P3) senza riconfigurare i coefficienti della RIS.

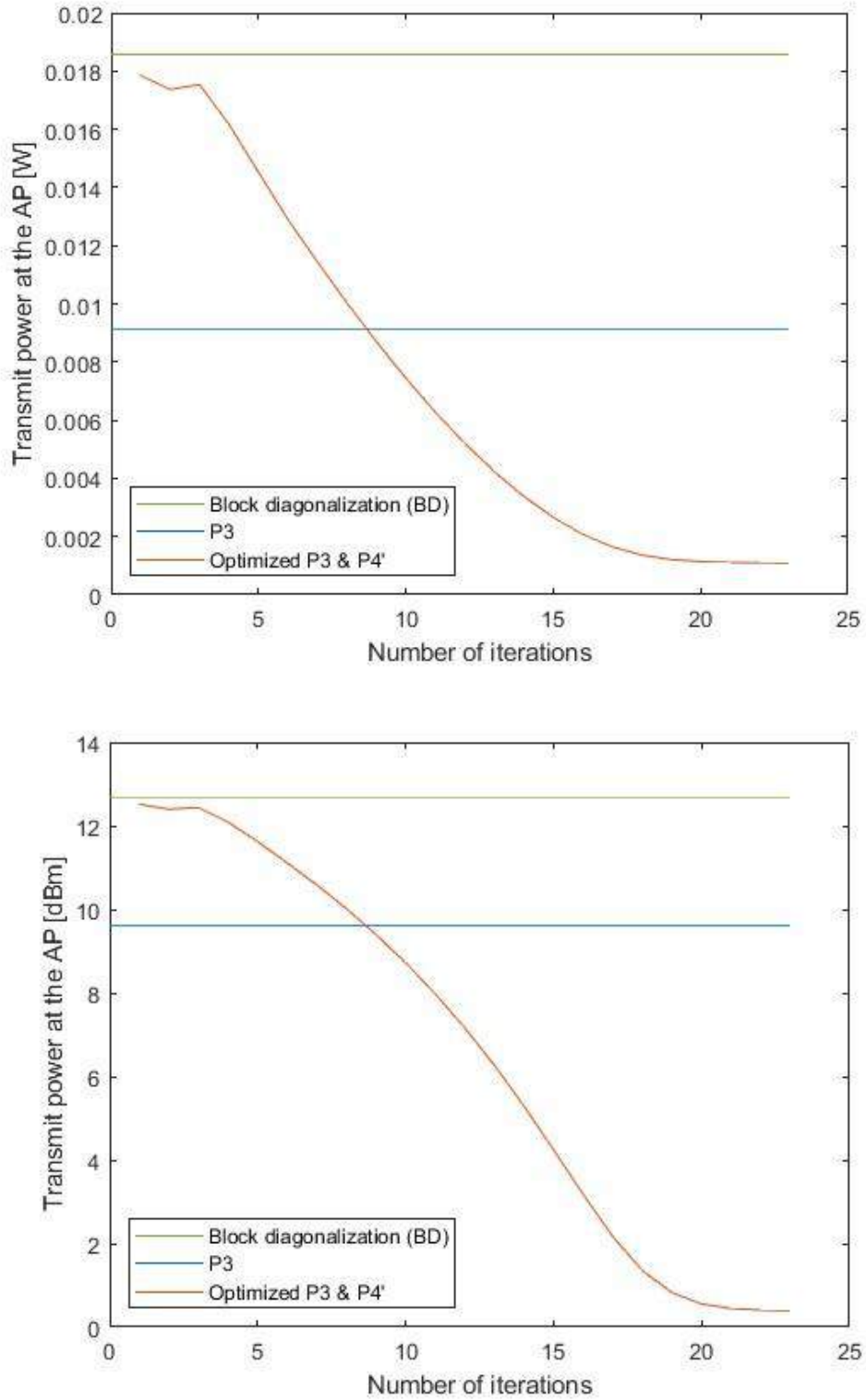


Figura 5.6

## 6 CONCLUSIONI

In questo lavoro di tesi, abbiamo considerato il downlink di un sistema 5G multicarrier assistito da RIS e proposto due algoritmi (single-user e multiuser) computazionalmente efficienti, per l'allocazione della potenza in trasmissione dalla base station congiuntamente all'ottimizzazione dei coefficienti della RIS. Entrambi gli algoritmi sono basati sulla tecnica di alternating optimization, con l'algoritmo single-user che adotta maximum-ratio transmission per il beamforming in trasmissione e water filling per l'allocazione della potenza; mentre l'algoritmo multiuser, per l'allocazione della potenza, necessita di inizializzazione con BD e metodo dell'ellissoide, poi risolve il problema (P3) e minimizza la funzione Lagrangiana per ottimizzare il beamforming in trasmissione. In entrambi gli algoritmi, il passo successivo consiste nell'ottimizzare i coefficienti della RIS, con la risoluzione del problema (P4).

Si possono identificare molti sviluppi futuri dell'argomento trattato. Innanzitutto, questa tesi ha considerato superfici con unità riflettenti discrete, mentre lo studio delle RIS con elementi riflettenti distribuiti senza soluzione di continuità su tutta la superficie potrebbe essere una direzione di ricerca interessante. Un'altra possibile direzione di ricerca potrebbe essere quella di includere tutti gli utenti, non solamente quelli più vicini alla RIS, nel problema di ottimizzazione dei coefficienti di riflessione, oppure quella di considerare l'impatto della superficie fisica della RIS sulle prestazioni. Infatti, un'area più ampia consente di inserire più elementi riflettenti e quindi fornisce più coefficienti di riflessione da ottimizzare. Tuttavia, l'implementazione di più elementi porta ad un aumento di complessità e ad un maggiore consumo energetico della RIS, poiché aumenta il numero di varactors e si allarga la rete di controllo. È necessario comprendere meglio il trade-off tra questi fattori e determinare il valore ottimale della superficie che massimizza le prestazioni del sistema in termini di efficienza energetica. Ad esempio, in [15] è stato utilizzato un approccio che suddivide gli elementi della RIS in tiles multipli, ottenendo una CSI meno pesante e abbassando la complessità generale.

## BIBLIOGRAFIA

- [1] S. Hu, F. Rusek and O. Edfors, "Beyond Massive MIMO: The Potential of Data Transmission with Large Intelligent Surfaces," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 66, no. 10, pp. 2746-2758, May 2018.
- [2] Q. Wu and R. Zhang, "Intelligent Reflecting Surface Enhanced Wireless Network via Joint Active and Passive Beamforming," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 18, no. 11, pp. 5394-5409, November 2019.
- [3] M. Moretti and A. I. Perez-Neira, "Efficient Margin Adaptive Scheduling for MIMO-OFDMA Systems," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 12, no. 1, pp. 278-287, January 2013.
- [4] Zhi-Quan Luo and Wei Yu, "An introduction to convex optimization for communications and signal processing," in *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 24, no. 8, pp. 1426-1438, August 2006.
- [5] Wei Yu and R. Lui, "Dual methods for nonconvex spectrum optimization of multicarrier systems," in *IEEE Transactions on Communications*, vol. 54, no. 7, pp. 1310-1322, July 2006.
- [6] M. E. Morocho-Cayamcela, H. Lee and W. Lim, "Machine Learning for 5G/B5G Mobile and Wireless Communications: Potential, Limitations, and Future Directions" in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 137184-137206, September 2019.
- [7] M. ElKashlan, T. Q. Duong and H.-H. Chen, "Millimeter-wave communications for 5G: fundamentals: Part I [Guest Editorial]," in *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 9, pp. 52-54, September 2014.
- [8] A. L. Swindlehurst, E. Ayanoglu, P. Heydari and F. Capolino, "Millimeter-wave massive MIMO: the next wireless revolution?" in *IEEE Communications Magazine*, vol. 52, no. 9, pp. 56-62, September 2014.
- [9] E. Björnson, H. Wymeersch, B. Matthiesen, P. Popovski, L. Sanguinetti and E. de Carvalho, "Reconfigurable Intelligent Surfaces: A signal processing

- perspective with wireless applications," in *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 39, no. 2, pp. 135-158, March 2022.
- [10]Ö. Özdoğan, E. Björnson and E. G. Larsson, "Intelligent Reflecting Surfaces: Physics, Propagation, and Pathloss Modeling," in *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 9, no. 5, pp. 581-585, May 2020.
- [11]Q. Wu, S. Zhang, B. Zheng, C. You and R. Zhang, "Intelligent Reflecting Surface-Aided Wireless Communications: A Tutorial," in *IEEE Transactions on Communications*, vol. 69, no. 5, pp. 3313-3351, May 2021.
- [12]B. Zheng, C. You, W. Mei and R. Zhang, "A Survey on Channel Estimation and Practical Passive Beamforming Design for Intelligent Reflecting Surface Aided Wireless Communications," in *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 24, no. 2, pp. 1035-1071, February 2022.
- [13]S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*, Cambridge University Press, 2004.
- [14]A. Abrardo and M. Moretti, "Distributed Power Allocation for D2D Communications Underlying/Overlaying OFDMA Cellular Networks," in *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 16, no. 3, pp. 1466-1479, March 2017.
- [15]S. Palmucci, A. Abrardo and M. Moretti, "Optimal RIS Allocation in Multi-User MIMO Communications," *2023 21st Mediterranean Communication and Computer Networking Conference (MedComNet)*, Island of Ponza, Italy, 2023, pp. 188-195.