

Tecniche di Machine Learning per Gestire la Qualità dei Servizi in una Rete Sperimentale IP di tipo Access-Core

Machine Learning Techniques to Manage Service Quality in an Experimental IP Access-Core

Francesco Matera ♦

♦ Fondazione Ugo Bordoni

Sommario

In questo lavoro si descrivono due tecniche di Machine Learning che permettono la conoscenza delle prestazioni di una rete in ogni suo segmento per offrire servizi sempre con ottima qualità, e per riconfigurare la rete nel caso in cui si presentino delle degradazioni. Queste metodologie sono state applicate nella rete sperimentale presso la DGTCI - ISCTI (Ministero dello Sviluppo Economico, Italia), che rappresenta un esempio di una infrastruttura IP di nuova generazione dall'accesso (GPON e NG-PON2) al core, gestita con modalità dinamiche di tipo *Software Defined Networks* e con il *piano di misura mPLane* che raccoglie informazioni dalle varie sonde distribuite nella rete per monitorare una serie di parametri prestazionali.

I dati provenienti dalle sonde sono analizzati mediante le tecniche di Machine Learning basate su un approccio regressivo polinomiale e su *Artificial Neural Networks*, per capire la relazione che sussiste tra alcuni parametri di rete legati al traffico dei dati e la qualità percepita dagli utenti.

Tali relazioni permettono di capire quando si presenta un problema in qualche segmento che riduce la qualità di un servizio, e che c'è quindi bisogno di una nuova redistribuzione delle risorse di trasmissione e di instradamento, che è gestita da un *orchestrator* che comanda le connessioni tra i nodi.

Abstract

In this work two Machine Learning techniques are proposed to allow the knowledge of the user performance and perception by analysing some network parameters, and therefore to offer services always with excellent quality, and to reconfigure the network in case of degradations. These methodologies have been applied in the experimental network at the DGTCSI - ISCTI (Ministry of Economic Development, Italy), which represents an example of a new generation IP infrastructure from access (GPON and NG-PON2) to the core, managed with *Software Defined Networks* approach and with the *mPLane* measurement plane that collects information from the various probes distributed in the network to monitor performance in some specific points.

The adopted Machine Learning techniques are a regressive polynomial approach and an Artificial Neural Network and they allow us to understand when there is a problem in some segment that reduces the quality of a service, and that there is therefore a need for a new redistribution of transmission and routing resources, which is managed by an *orchestrator* that controls the connections among the nodes.

1 - Introduzione

Le nuove comunicazioni wireless, denominate 5G [1], sono in grado di supportare diversi servizi che possono richiedere stringenti *Key Performance Indicators* (KPI), e rendere quindi necessarie profonde trasformazioni in tutti i segmenti di una rete di telecomunicazioni dall'accesso radio alla parte *core*. Infatti, per assicurare specifiche prestazioni End-to-End, l'intera rete access-metro-core deve essere implementata realizzando dei percorsi specifici, logici o fisici, come se fosse "segmentata" (*slicing*) e ogni "segmento" (*slice*) deve essere isolata dalle altre [2-4]. Il *network slicing*¹ è supportato da nuovi approcci che sono stati

¹ Esso è un metodo per creare più reti logiche e virtualizzate univoche su un'infrastruttura multidominio comune

recentemente introdotti nelle reti come il *Software Defined Networks* (SDN), che permette una gestione dinamica e automatica delle risorse e degli instradamenti e il *Network Function Virtualization* (NFV) [5].

In questa evoluzione un ruolo chiave sarà costituito dalle infrastrutture di backhaul/fronthaul [6-7] per alimentare le antenne, e le fibre ottiche saranno essenziali per il collegamento delle Radio Remote Unit (RRU), specie con le Gigabit Passive Optical Network (GPON), e le PON di nuova generazione (NG-PON2) [8-9], soprattutto per le connessioni di apparati radio per piccole, micro, nano e pico celle con cammini a bassissima latenza [10-11].

Dal punto di vista gestionale il 5G richiede di adottare procedure automatiche per rispondere dinamicamente sia alle diverse esigenze dell'utenza, sia per limitare i disservizi che possono manifestarsi in qualsiasi punto della rete. Questo significa che è necessario elaborare enormi quantità di dati relativi sia alla Qualità dell'esperienza dell'utente che ai processi di inoltro, trasmissione e controllo degli accessi; quindi devono essere utilizzati approcci basati su metodologie di Intelligenza Artificiale (AI) per ottenere informazioni utili da dati grezzi, soprattutto per supportare al meglio le procedure SDN [12-15].

In questa evoluzione, in cui sarebbe necessaria la continua conoscenza delle prestazioni di ogni singolo elemento della rete, si sta facendo strada il concetto di *Knowledge Defined Networks* (KDN) [13] che introduce specifiche tecniche di apprendimento automatico proprio con l'obiettivo di supportare le SDN con operazioni autonome e veloci; a tal fine, la KDN può essere vista come una soluzione complementare per la SDN con riferimento ad alcuni particolari aspetti che possono essere riassunti in:

- (a) monitorare la rete per controllare tutte le prestazioni in ciascun segmento con la specifica adozione di metodi di Machine Learning;
- (b) migliorare le prestazioni [13], considerando anche le fasi pregresse, ed in pratica fare una gestione delle risorse basata su procedure che rispondono alle variazioni di prestazioni sfruttando la procedura (a).

F. Matera

In questo scenario, alcuni esperimenti hanno mostrato come il piano di misura *mPlane*² [16-20] potrebbe avere un ruolo fondamentale per SDN poiché potrebbe guidare alcune procedure di ripristino dinamico; per questo scopo sono stati condotti esperimenti nel *test bed* DGTCSI - ISCTI che rappresenta una rete di telecomunicazione operante su una area di tipo regionale che contiene una GPON e una NG-PON2 e diversi core router [19-20], adottando un controllo centralizzato per gestire la Qualità del Servizio (QoS) dell'utente; tale approccio ci ha permesso di gestire l'accensione/spegnimento dei collegamenti ottici Gigabit Ethernet (GbE) seguendo i requisiti del *mPlane Reasoner* che era in grado di rilevare problemi come la congestione del traffico. E' da sottolineare che in questo test bed sono state introdotte alcune procedure di slicing, basate su collegamenti logici Virtual LAN (VLAN) e Provider Backbone Bridge-Traffic Engineering (PBB-TE) [20].

In questo lavoro, a questo test bed, è stata apportata un'ulteriore innovazione che consiste nel valutare la Qualità dell'Esperienza (QoE) in funzione di alcuni parametri di rete per mezzo sia di una Machine Learning di tipo regressiva che di una semplice Rete Neurale Artificiale (ANN), che era stata usata per valutare la Qualità della Trasmissione in collegamenti con amplificatori ottici a semiconduttore [21].

La stima della QoE ottenuta dai parametri di rete ci permette di capire quali sono le condizioni che determinano un livello di servizio inaccettabile, e da qui la necessità d'effettuare un cambiamento nell'instradamento del traffico. I risultati mostrano come il piano *mPlane* permette di ripristinare un'ottima QoE anche in presenza di forti degradazioni.

Il lavoro è strutturato nella seguente maniera: dopo questa introduzione nella Sezione 2 è riportata una breve rassegna sul contributo delle tecniche di Machine Learning per le reti SDN e KDN [22-24]. Nella Sezione 3 è descritto il laboratorio DGTCSI - ISCTI, che già in precedenza

² Il piano di misura *mPlane* è una architettura di monitoraggio realizzata nell'ambito di un omonimo progetto Europeo che colleziona le informazioni provenienti da svariate sonde dislocate nella rete e che sono elaborate da un *reasoner*.

[10-11] era stato configurato per gestire procedure di slicing in ambiente 5G. Nella Sezione 4 vengono riportati i risultati che mostrano come le due tecniche di machine learning adottate permettono di prevedere l'andamento della QoE, lato utente, solo dalla conoscenza di alcuni parametri misurati all'interno della rete e che mediante le procedure SDN è possibile ripristinare una buona qualità quando si verificano delle degradazioni delle prestazioni. Le conclusioni e le possibili attività future sono riportate nella Sezione 5.

2 – Il ruolo delle tecniche di Machine Learning per la valutazione della Qualità del Servizio (QoS) e dell'Esperienza (QoE)

Dal punto di vista dell'utente l'esigenza più importante è quella di ricevere servizi con una percezione eccellente o, come si suol dire, con una buona QoE [25-28]. Pertanto, è fondamentale cercare di trovare una relazione tra la QoE e tutta una serie di parametri legati alle prestazioni dei diversi dispositivi e segmenti della rete, e su questa tematica sono già stati già effettuati diversi studi anche in questo laboratorio [10-11] [20]; si tratta tuttavia di un compito ancora molto complesso a causa dell'interazione tra i troppi parametri che caratterizzano tutti i dispositivi coinvolti nella trasmissione dei dati.

Ad esempio, un collegamento in fibra potrebbe essere caratterizzato in termini di Signal to Noise Ratio (SNR) o Bit Error Rate (BER), un router in termini di perdite di pacchetti, *Jitter*, ritardo, ritrasmissione di pacchetti e così via (vedi fig. 1).

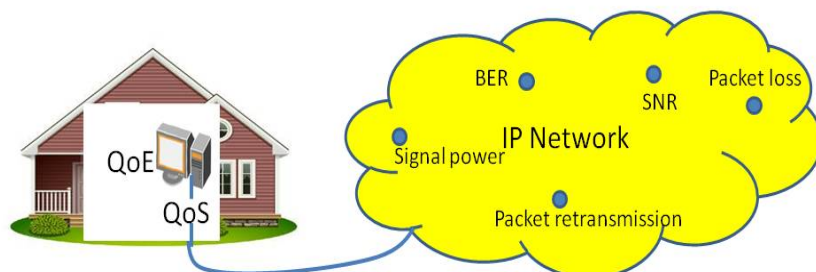


Figura 1 - Relazione tra QoE, QoS e parametri di rete.

F. Matera

Come descritto in [20] si cerca di mettere in relazione la QoE con indicatori di rete suddividendoli secondo due specifiche localizzazioni: presso la sede dell'utente con test tipici definiti come la Quality of Service (QoS) e che possono essere verificati direttamente dall'utente e con misurazioni effettuate all'interno della rete (nuvola gialla) come illustrato in fig. 1, che caratterizza tutti i segmenti dall'accesso (compreso il segmento radio) al core.

Partendo dalle definizioni date in [14], con riferimento alla fig. 1, possiamo assumere di avere un Gruppo di parametri per la QoE rappresentati dal vettore Z che dipende da un Gruppo di parametri Y che rappresentano la QoS, secondo leggi a priori non conosciute. Perciò dobbiamo cercare una relazione del tipo $z=f(\mathbf{y}, \varepsilon)$, dove ε è una lista di parametri che andranno ricavati in una fase di training e per questo è necessario introdurre una *funzione di costo* $C(\mathbf{y}, f(\mathbf{y}, \varepsilon))$. Il cosiddetto *learning* consiste nel trovare i valori ε che minimizzano la funzione di costo per l'intero insieme di Y . Tutto ciò può essere riassunto dal processo:

$$f(\mathbf{y}, \varepsilon) \rightarrow \text{training} \rightarrow f(\mathbf{y}, \varepsilon') \quad (1)$$

dove $\varepsilon' = \operatorname{argmin}_{\varepsilon \in X} C(\mathbf{y}, f(\mathbf{y}, \varepsilon))$.

Notare che l'eq. (1) descrive la relazione corretta tra Z e Y solo se il modello è appropriato per l'insieme di dati Z e Y .

In molti casi si può supporre che la funzione f appartenga a una classe specifica di espressioni analitiche. Ad esempio in [29] il processo rappresentato dall'eq. (1) è stato risolto adottando i modelli di regressione polinomiale per illustrare la relazione tra alcuni parametri (o Key Performance Indicator, KPI) legati alla QoS e quelli legati alla QoE. Il metodo è stato verificato sperimentalmente in questa stessa infrastruttura di rete LAB ma considerando solo il segmento di accesso basato su sistemi ADSL, VDSL e GPON.

Come mostrato in fig. 1, anche i QoS KPI dipendono da molti altri indicatori, X , che rappresentano parametri sia legati alla trasmissione del segnale che all'inoltro dei pacchetti misurati in diversi punti della rete. Pertanto, un equivalente eq. (1) è necessaria per descrivere

la relazione o tra Y e X, o tra Z e X.

Occorrerebbe ricordare che i test di QoE dovrebbero essere basati su misurazioni soggettive effettuate da un gruppo di utenti chiamati a valutare la loro percezione sulla qualità di alcuni servizi, generalmente basati su video HD [27], che, purtroppo, richiedono costi troppo elevati sia in termini di presenza umana che di tempo; quindi seguendo [25-26] e [29] si è scelto un'indagine molto più semplice basata sulla sola misurazione del Full Video Download Time (T_{FVD}) per caratterizzare la QoE [20], [29]. Invece per la QoS si sono considerati parametri standard come il Download Throughput³ (TD) e la Latenza (L) [30].

Il comportamento del Jitter (J), per i valori misurati nel test bed e considerando i risultati riportati in [10], poteva essere trascurato. Per quanto riguarda le prestazioni della rete si fa riferimento ad alcuni principali indicatori rilevati tramite lo strumento TSTAT (TCP Static and Analysis Tool)⁴ [17] (qui da considerarsi come una sonda passiva) come il numero di segmenti ritrasmessi a causa di un time out (Retransmitted Time Out, R_{TO}) e quelli dovuti a processi di ritrasmissione veloce (Retransmitted for fast retransmit, R_{FR}), effetti che possono essere relativi ad alcuni problemi nella rete causati per esempio dalla congestione del traffico; altri indicatori possono essere misurati da strumenti specifici per monitorare il ritardo del segnale, o latenza (D), e il Bit Error Rate (BER). In [20] si era mostrato che il T_{FVD} poteva essere ricavato mediante un approccio regressivo con una funzione polinomiale, $Z=g(X)$, dipendente da quattro parametri di rete: BER, D, R_{TO} , R_{FR} . Analiticamente questo comportamento polinomiale può essere giustificato dal fatto che T_{FVD} cresce come l'inverso del throughput [29] che a sua volta cresce come l'inverso del ritardo D (round trip time) e della perdita di pacchetti (relativo al BER) [30]. Tuttavia, il confronto tra i valori misurati e quelli previsti di [20] mostrava un errore fino al 15%. Inoltre, la stima polinomiale potrebbe diventare sempre più complessa

³ Il throughput è la velocità di trasmissione effettiva dei dati.

⁴ TSTAT è un analizzatore di pacchetti in grado di fornire diverse informazioni sui modelli di traffico sia a livello di rete che di trasporto e maggiori informazioni possono essere trovate in <http://tstat.polito.it/>

F. Matera

e inaffidabile man mano che i parametri da prendere in considerazione diventano sempre maggiori. Pertanto, sarebbe necessario un approccio di stima più affidabile e la tecnica ANN (Artificial Neural Network) appare molto interessante poiché potrebbe includere diversi input senza conoscere relazioni specifiche tra parametri di input e output [13-15].

In questo articolo viene utilizzato un semplice modello ANN che fu adottato in [21], il cui schema è riportato nella figura 2, per valutare il T_{FVD} tenendo conto sia della QoS che dei parametri di rete e questo approccio consente di definire meglio le zone vietate per i parametri di rete che possono essere corretti operando riconfigurazioni di rete seguendo approcci del tipo SDN/KDN.

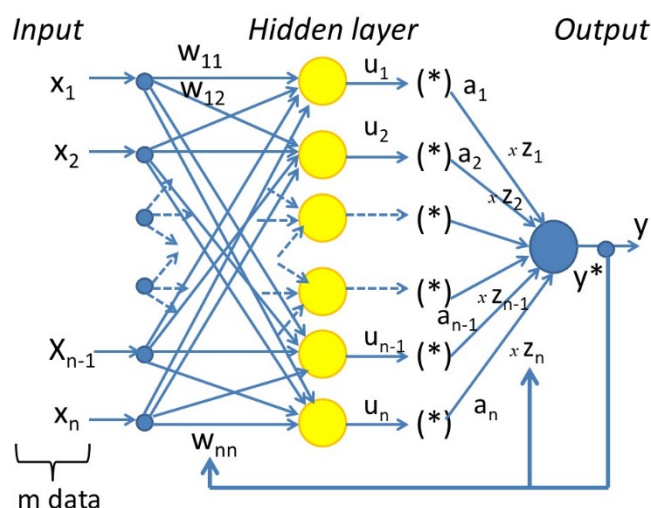


Figura 2 - Schema della rete neurale artificiale utilizzata in questo lavoro [20].

Con riferimento alla fig. 2, y è il T_{FVD} e le x sono i 4 parametri di rete (BER, D, R_{TO} , R_{FR}), adottando un solo strato nascosto (hidden layer) con 4 neuroni; per quanto riguarda le funzioni di attivazione si può far riferimento ai dettagli riportati in [21]. Indagini preliminari hanno mostrato che la fase di addestramento (learning) poteva essere considerata completa dopo 30 test o *epoche*. Pertanto in questo lavoro confrontiamo i risultati ottenuti con l'approccio ANN con quello regressivo definito in [20].

3 – Il test bed di rete della DGTCSI - ISCTI

Nella fig. 3 possiamo vedere una sezione del LAB DGTCSI – ISCTI (del Ministero dello Sviluppo Economico) configurato con un approccio di tipo SDN definito alla fine del progetto Europeo mPlane.

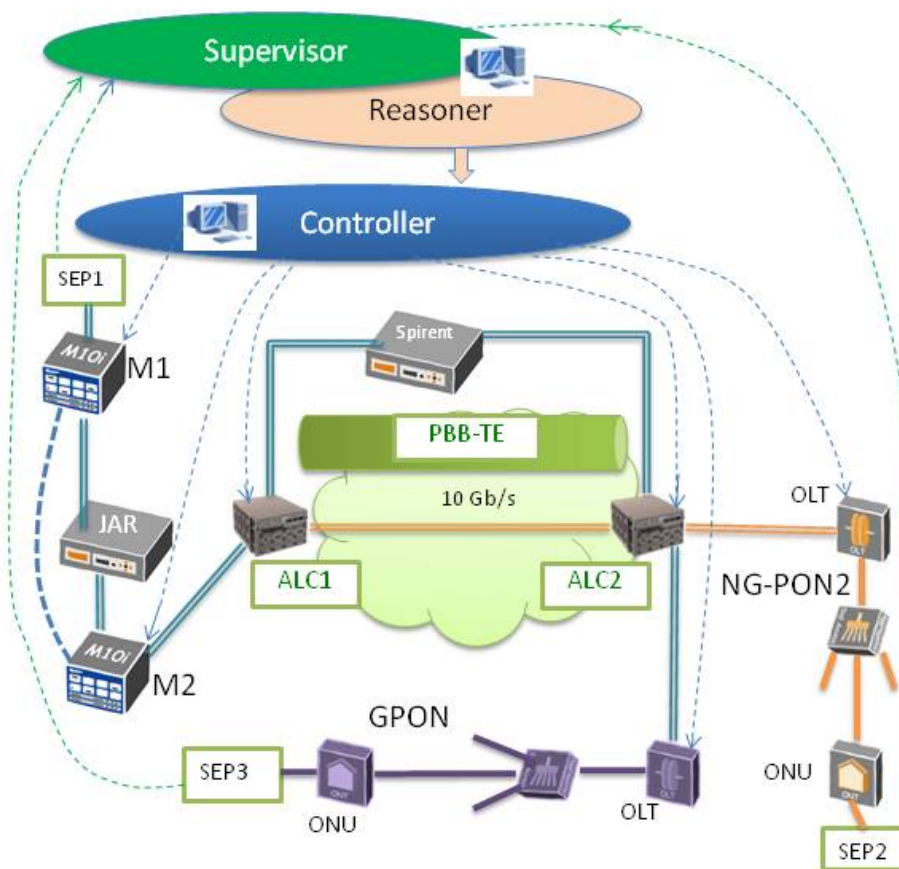


Figura 3 - Architettura del set up sperimentale della DGTCSI - ISCTI (Ministero dello Sviluppo Economico) configurato con il piano di misura mPlane [10-11]

L'originalità di questo lavoro risiede nell'uso della sonda attiva mPlane (mSLAcert) che in questa configurazione opera anche come Slicing End Point (SEP), ovvero come l'apparato di terminazione dello slice che comunica con il supervisore mPlane al fine di disporre delle risorse e di tutte le strutture per gestire i servizi operanti sulle sezioni in cui passavano i dati di

F. Matera

interesse. In particolare, il supervisore gestisce anche tutte le istanze di slicing come la preparazione, la messa in servizio, il funzionamento e la disattivazione [4].

I requisiti di slicing vengono inoltrati dal supervisore al Reasoner mPlane, fino al Controllor che tiene conto di tutta la disponibilità di risorse della rete e decide sui router come impostare il trattamento del traffico anche ai terminali Optical Line (OLT) delle PON mediante un percorso di tipo VLAN / PBB-TE (Provider Backbone Bridges - Traffic Engineering) effettuato sui collegamenti GbE (Gigabit Ethernet) [20]. Ricordiamo che, per quanto riguarda i percorsi slice, le tecniche VLAN, MPLS (Multi-Protocol Label Switching) e PBB-TE sono approcci fondamentali poiché ci consentono di implementare percorsi logici a Layer2-Layer3 con diverse procedure di Class of Service (CoS). Come nella sua versione mPlane originale, il Reasoner può monitorare tutte le prestazioni della rete [31] mediante sonde attive (SEP in questo caso) e passive situate in punti diversi dell'infrastruttura. Dal monitoraggio della di rete il Reasoner può rivelare degradazioni e anomalie e comunicare con il Controller (Orchestrator) che gestisce tutti gli elementi della rete; il Reasoner può quindi richiedere al Controller di apportare modifiche nei percorsi fisici e logici per migliorare le prestazioni.

Tornando alla figura 3, la nuvola con i router ALC1-ALC2 rappresenta la sezione principale, mentre la parte che circonda il cloud è quel segmento di rete oggi definito come Xhaul [31], che parte dalle antenne radio per raggiungere i punti di presenza (PoP) nelle reti centrali di uno o più fornitori di servizi, attraversando elementi di instradamento ad alta capacità e connessioni eterogenee (ad esempio fibra ottica, rame ad alta capacità e anche onde millimetriche) che collegano le celle radio (sia macro che micro, pico e femto), anche con mini data center.

In tale rete il core è costituito da due router IP Juniper M10 e due router Alcatel SR7750. La parte di accesso è composta da una GPON (Alcatel 7330) e una NG-PON2 (Alcatel 7360, che qui adotta solo un canale ad una lunghezza d'onda. Un dispositivo di emulazione di rete (JAR) è anche incluso nella rete e può elaborare il traffico fino a 10 Gb/s e può introdurre ulteriori

ritardi e perdite di pacchetti. Il generatore di traffico Spirent è adottato per introdurre congestioni nei percorsi di rete.

I router e gli ONT (Optical Network Terminal) sono gestiti da un PC che funge da controller, e che quindi imposta l'accensione e lo spegnimento dei collegamenti ottici GbE e l'implementazione dei percorsi logici basati su VLAN/MPLS/PBB-TE. Un altro PC è dedicato al Supervisor di mPlane e al Reasoner. Il Supervisor gestisce tutte le istanze delle SEP dall'attivazione alla disattivazione.

Il supervisore gestisce anche le sonde passive TSTAT situate in una delle uscite M2 e ALC2. Il reasoner mPlane analizza tutti i dati provenienti da sonde attive (SEP) e passive e può generare allarmi che vengono inviati al Controller, che a sua volta può gestire la configurazione dei dispositivi di routing. La linea tratteggiata tra M1 e M2 (fig. 3) rappresenta un percorso alternativo per una eventuale *restoration*.

In questo esperimento consideriamo due percorsi che differiscono principalmente per un accesso in fibra basato su GPON o NG-PON2; in particolare distinguiamo tra lo slice A) corrispondente al percorso SEP1, M1, M2, ALC1, ALC2, NG-PON2, SEP2 e lo slice B) SEP1, M1, M2, ALC1, ALC2, PON, SEP3.

3 – Risultati

La fase di addestramento è stata realizzata mediante 500 diversi stati di rete corrispondenti a diverse condizioni di degradazione, variando D, BER e la congestione causata dalla Spirent con conseguenti fluttuazioni di R_{TO} e R_{FR} .

F. Matera

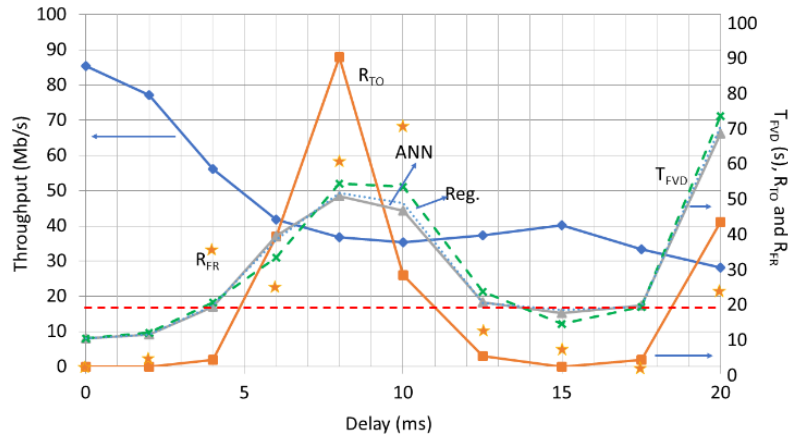


Figura 4 - throughput, R_{TO} , R_{FR} e il corrispondente T_{FVD} in funzione del ritardo (Delay). I valori di R_{FR} sono rappresentati dalle stelle, le linee continue corrispondono ai valori misurati di T_{FVD} , mentre le linee tratteggiate rappresentano le stime di T_{FVD} per mezzo dell'approccio regressivo mentre quelle punteggiate per mezzo del metodo ANN. ($BER=10^{-9}$)

Nella fig. 4 è riportato il comportamento della QoE rappresentata dal tempo T_{FVD} in funzione della QoS (throughput) e di tre parametri di rete (D , R_{FR} e R_{TO}), corrispondenti a diversi stati della rete a seconda del ritardo, D , inserito nel collegamento M1-M2, e sulla congestione del traffico che si verifica nella nuvola verde di fig. 3. Le misure sono state effettuate per un BER uguale a 10^{-9} . Ogni punto rappresenta una misurazione durata 3 minuti. La linea continua corrisponde al T_{FVD} misurato, mentre la linea tratteggiata rappresenta la stima mediante l'approccio regressivo e la linea punteggiata quella ANN.

La linea tratteggiata rossa rappresenta la soglia di accettazione per T_{FVD} e diversi effetti di degradazione possono aumentare tale parametro, ed in particolare T_{FVD} mostra valori inaccettabili quando il throughput diminuisce a causa sia di elevati ritardi sia di elevati valori di R_{TO} e R_{FR} , anche per un buon BER (10^{-9}). Sia la curva regressiva che quella ANN risultano affidabili per T_{FVD} , ma con una migliore stima da parte della ANN che presenta sempre un errore inferiore al 2%.

F. Matera

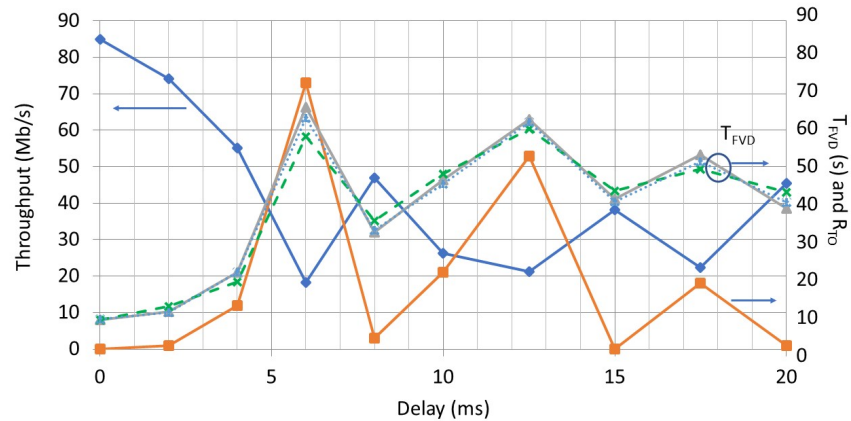


Figura 5 - throughput, R_{TO} e il corrispondente T_{FVD} in funzione del ritardo (delay). Le linee continue corrispondono ai valori misurati di T_{FVD} , mentre le linee tratteggiate rappresentano le stime di T_{FVD} per mezzo dell'approccio regressivo e quelle punteggiate per mezzo del metodo ANN. ($BER=10^{-8}$)

La fig. 5 è come la fig. 4 ma per un BER uguale a 10^{-8} , ma vengono riportati solo i valori di R_{TO} poiché assumeva un andamento dominante rispetto a R_{FR} a causa di un BER più alto. Infatti, la QoE risulta accettabile solo per un numero ristretto di parametri di rete quando si presentano contemporaneamente troppe situazioni degradanti.

Dal comportamento di T_{FVD} , variando i valori dei parametri di rete D , BER , R_{TO} , R_{FR} , è possibile definire zone proibite dove la rete non può operare con prestazioni di QoE sufficienti. Tali zone proibite sono illustrate in fig. 6 come aree ombreggiate per R_{TO} rispetto al ritardo, D , per diversi valori di BER, mentre in fig. 7 R_{TO} è sostituito da R_{FR} .

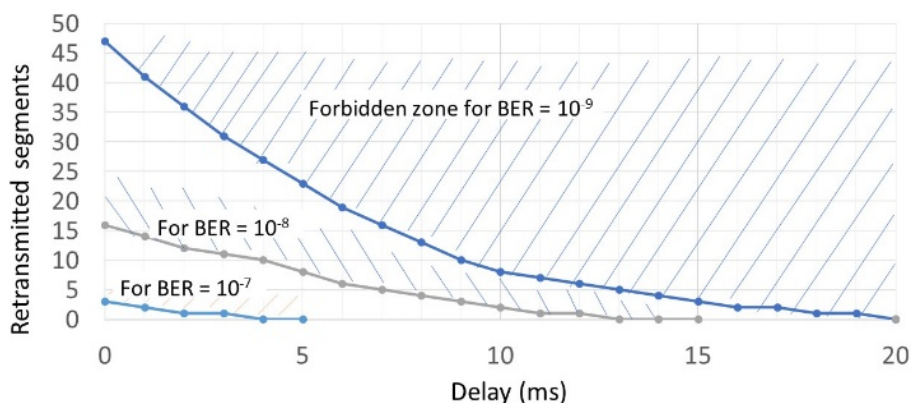


Figura 6 - Zone proibite (aree ombreggiate) per R_{TO} in funzione del ritardo, Delay (ms), per diversi valori di BER.

Nella fig. 6, osservando la zona per il BER uguale a 10^{-9} , sembra che, per piccoli ritardi, possano essere accettati anche R_{TO} abbastanza elevati, mentre per ritardi maggiori il ruolo di R_{TO}

F. Matera

diventa dominante nelle limitazioni.

Con il BER a 10^{-8} , e ancor di più a 10^{-7} , anche congestioni deboli possono disturbare gravemente le prestazioni in termini di QoE.

Considerazioni simili possono essere fatte anche per la fig. 7, e per R_{FR} i risultati sono abbastanza simili a quelli per R_{TO} , anche se sono ammessi valori un po' più alti. Questo comportamento può essere spiegato mediante i risultati mostrati in [18] che indicavano una QoS con una tolleranza leggermente migliore rispetto a R_{FR} ; inoltre [18] ha mostrato che per congestione debole si evidenziano valori di R_{FR} maggiori rispetto a R_{TO} , viceversa quando la congestione è più rilevante l'aumento dei segmenti ritrasmessi è principalmente dovuto all'aumento di R_{TO} .

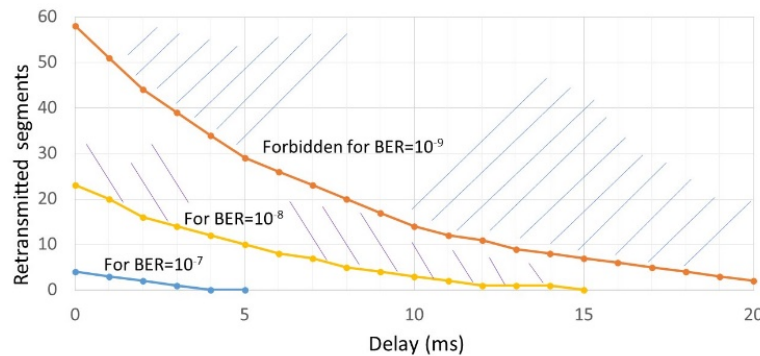


Figura 7 - Zone proibite (aree ombreggiate) per R_{FR} in funzione del ritardo, D, per diversi valori di BER.

Come mostrato in fig. 4 e 5 esistono solo alcune condizioni di rete che consentono a T_{FVD} di essere inferiore a 18 s (il che permette ad un video HD di essere visto molto bene) e quindi di operare in buone condizioni di QoE. Per tutti gli altri casi, come mostrato in [20], in base ai valori T_{FVD} , l'orchestratore dovrebbe riconfigurare la rete per eliminare i problemi che hanno ridotto le prestazioni.

Nella configurazione del LAB di fig. 3 gli effetti degradanti possono essere annullati adottando le seguenti procedure [20]:

- A) annullare il ritardo e riportare il BER a 10^{-9} commutando il percorso M1-M2 sull'altro collegamento GbE (linea blu tratteggiata in fig. 3) evitando così il dispositivo JAR;
- B) limitare la congestione, con la conseguente ritrasmissione dei pacchetti, proteggendo il traffico SEP1-SEP2 tramite percorso PBB-TE a 100 Mb/s, con la CoS di tipo Expedited Forward (EF), tra ALC1 e ALC2.

In particolare, quando il Reasoner capisce che si è verificata un'anomalia di QoE, a causa del decadimento di uno o più indicatori di rete, può emettere uno o più allarmi [32]. In questo Test Bed tali allarmi vengono adottati per guidare le decisioni dell'orchestratore per la riconfigurazione della rete per ridurre i danni.

F. Matera

L'orchestratore gestisce la rete seguendo le indicazioni provenienti dalle zone proibite, o mappe di rischio, illustrate nelle figg. 6 e 7.

Per ciascuno dei punti T_{FVD} superiori a 18 s delle fig. 4 e 5 l'orchestratore verifica come diminuire i valori di T_{FVD} modificando uno dei 4 indicatori di rete (D, BER, RTO, RFR,) con l'ausilio delle fig. 6 e 7, ad esempio adottando la procedura A che ci permette di ottenere contemporaneamente $D=0$ e $BER < 10^{-8}$ oppure utilizzando la procedura B che ci permette di avere un percorso con meno congestione.

Tabella 1 - Azioni A e B per migliorare la QoE. Sono riportati anche i valori di QoS e TFVD sia per i valori misurati (actual) che quelli stimati (predic) con metodo ANN.

| BER (log ₁₀) | Delay (ms) | N. F.R. | N. T.O | T _D Mb/s | L (ms) | T _{FVD} Actual | T _{FVD} Predic | Action |
|-----------------------------|---------------|------------|-----------|------------------------|-----------|----------------------------|----------------------------|--------|
| -8 | 3 | 7 | 1 | 74,1 | 3,7 | 10,3 | 11,2 | - |
| -7 | 12 | 6 | 2 | 25,3 | 13,2 | 78,2 | 66,4 | A |
| -6 | 8 | 0 | 0 | 18,9 | 18,3 | 92,4 | 95,1 | A |
| -8 | 20 | 12 | 1 | 45,4 | 28,3 | 38,5 | 42,8 | A |
| -9 | 0 | 6 | 0 | 77,2 | 1,8 | 9,1 | 9,2 | - |
| -9 | 0 | 8 | 37 | 41,8 | 5,6 | 37,2 | 33,0 | B |
| -9 | 10 | 6 | 26 | 35,3 | 22,1 | 44,3 | 50,2 | B |
| -9 | 0 | 13 | 2 | 56,1 | 3,8 | 17,0 | 17,4 | B |
| -9 | 20 | 4 | 41 | 28,2 | 33,5 | 66,2 | 63,4 | B |
| -9 | 0 | 5 | 88 | 36,8 | 7,1 | 48,4 | 51,6 | B |
| -8 | 30 | 6 | 0 | 32,4 | 35,2 | 41,3 | 38,1 | A |
| -7 | 6 | 8 | 1 | 38,4 | 11,2 | 27,3 | 29,1 | A |
| -8 | 9 | 4 | 21 | 26,2 | 14,2 | 44,3 | 47,2 | A-B |

I vantaggi della figg. 6 e 7 stanno nel fatto che un operatore ha solo bisogno di conoscere i parametri di rete per assicurare una buona QoE, senza entrare nella locazione dell'utente per misurarne la QoE.

Questa procedura di ripristino QoE è stata testata su tutti i casi mostrati nelle figg. 4 e 5, e nella tabella 1 descriviamo alcuni risultati.

F. Matera

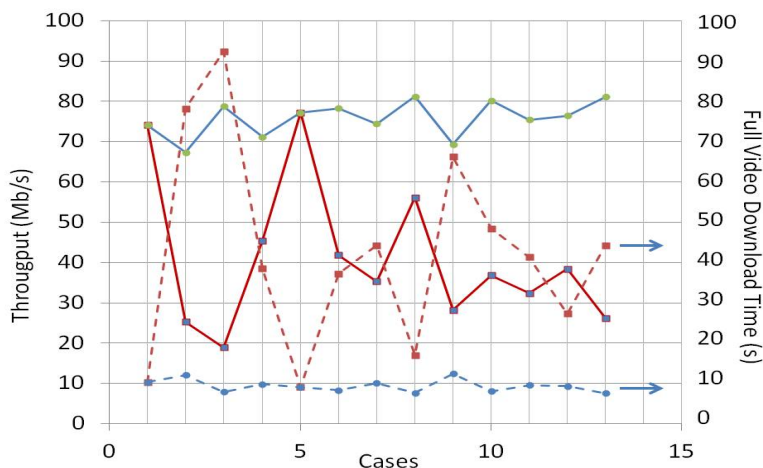


Figura 8 - Throughput (linee continue), e T_{FVD} (linee tratteggiate) per i casi della tabella 1. Linee rosse sono valori prima delle azioni di ripristino, blu dopo le azioni di ripristino

Nella fig. 8 riportiamo i corrispondenti valori di throughput e T_{FVD} riportati nella tabella 1 (curve rosse), cioè prima delle azioni descritte nell'ultima colonna della tabella 1, e nella stessa figura riportiamo anche i valori (curve con punti blu-verde) dopo l'adozione delle azioni riportate nella tabella 1.

Questi risultati confermano il valore dell'architettura mPlane per il monitoraggio e la gestione di un approccio SDN/KDN, soprattutto se assistito da una ANN.

5 – Conclusioni e attività future

In questo lavoro è stata condotta un'indagine sperimentale in un test bed di rete geografica sulla correlazione tra gli indicatori di Quality of Experience (QoE) e Quality of Services (QoS) e alcuni parametri che individuano alcuni comportamenti anomali della rete come le perdite di pacchetti, i ritardi e le congestioni del traffico. La correlazione tra QoE e QoS e parametri di rete è stata analizzata mediante un modello di regressione e un algoritmo di machine learning di tipo ANN; i risultati hanno mostrato che la ANN consente di prevedere la QoE con una buona affidabilità e di disegnare alcune mappe di rischio che sono state utilizzate per gestire le riconfigurazioni di rete per ottenere un ripristino adeguato.

Tutte le procedure sono state ottenute nell'ambito dell'architettura mPlane predisposta per supportare un approccio SDN/KDN. Per completare l'affidabilità di tale architettura nel contesto delle nuove reti dovremmo testarla in un vero ambiente SDN/NFV interfacciando le sue procedure con le funzioni di gestione e orchestrazione definite nei framework SDN/NFV. Al momento sono anche in fase di studio procedure SDN/NFV ma in ambiente emulativo con software ns3 e Mininet [33].

Inoltre, l'approccio mPlane-slice dovrebbe prendere in considerazione tutte le procedure di sicurezza definite per le reti SDN/NFV [34] con particolare attenzione alle procedure di slicing [35]. A tal fine, va sottolineato che mPlane è stato implementato seguendo politiche di sicurezza per il controllo degli accessi e la protezione dei dati come descritto nel suo Deliverable D1.4 [36], e sono stati anche già effettuati diversi test per rilevare alcuni tipici attacchi informatici come Denial of Service (DoS), DoS distribuito e spoofing IP; infatti, effettuando la correlazione tra dati attivi e dati passivi possiamo rilevare, e quindi anche eliminare, alcune anomalie nel traffico o pacchetti "pericolosi" [37].

Ringraziamenti

Lavoro realizzato nell'ambito della collaborazione tra Fondazione Ugo Bordoni e il Ministero dello Sviluppo Economico, attraverso il progetto TERT. Si ringraziano Donato Del Buono, Emanuele Nastri, Giancarlo Gaudino, e la Dott.ssa Rita Forsi della DGTCSI - ISCTI, e i colleghi Alessandro Valenti, Sergio Pompei e Edion Tego della Fondazione Ugo Bordoni per i diversi supporti che hanno dato a queste attività.

6 – Bibliografia

[1] - Andrews, J., Buzzi, S. Choi, W., Hanly S. V., Lozano, A., Soon, A., Zhang, J. C., 2014 "What will 5G be?", IEEE Journal of Selected Area in Telecommunications, vol. 32, n.6, pp. 1065-82.

[2] - Zhou, Li, X., Chen, R., Zhang, H., May 2016" Network slicing as a Service: Enabling Enterprises' Own Software-Defined Cellular Networks" IEEE Communication Magazine, pp. 146-154

- [3] - X. Li et al., "5G-Crosshaul Network Slicing: Enabling Multi-Tenancy in Mobile Transport Networks," IEEE Comm. Magazine, Vol. 55, no. 8, p. 128 (2017).
- [4] - X. Li et al., "5G-Crosshaul Network Slicing: Enabling Multi-Tenancy in Mobile Transport Networks," IEEE Comm. Magazine, Vol. 55, no. 8, p. 128 (2017).
- [5] - Sezer, S.; Scott-Hayward, S.; Chouhan, P.K.; Fraser, B.; Lake, D.; Finnegan, J.; Viljoen, N.; Miller, M.; Rao, N., 2013 "Are we ready for SDN? Implementation challenges for software-defined networks, IEEE Communications Magazine, 51, (7), pp. 36 – 43
- [6] - Mitchel, J. E., 2014 "Integrated Wireless Backhaul Over Optical Access Networks", J. of Lightwave Technology Vol. 32, n. 20, pp. 3373-3382.
- [7] - Pizzinat, A., Chanclou, P., Saliou, F., Diallo, T., "Things you should know about Fronthaul" J. of Lightwave Technology, vol. 33, n. 5, pp. 1077-1083, 2015
- [8] - F Carciofi C., Grazioso P., Matera F. "Power Consumption in Mobile HetNets" AEIT International Annual Conference 2017, Cagliari, September 20/22, 2017
- [9] - D. Nasset, 2015 "NG-PON2 Technology and Standards", JLT Vol. 33, N. 5, pp. 1136-1143.
- [10] - S. Pompei, E. Mammi ; D. Valeriani ; F. Marini ; F. Matera ; E. Restuccia ; E. Manca ; V. Attanasio, 2018 "GPON Architectures for 5G Services", 20th Italian National Conference on Photonic Technologies (Fotonica 2018), Lecce (IT) May 23-25, 2018.
- [11] - F. Matera et al "sperimentazione di tecniche slicing in a wide geographical network per servizi 5G a bassa latenza" La Comunicazione, Note, Recensioni e Notizie 2019, https://atc.mise.gov.it/images/documenti/Rivista/2019/3_sperimentazione_tecniche_slicing_5g.pdf
- [12] - X. Wang, X. Li, V. C. M. Leung, "Artificial Intelligence-Based Techniques for Emerging Heterogeneous Network: State of the Arts, Opportunities, and Challenges" IEEE Access, Vol. 3 2015, pp. 1379-1391.
- [13] - D. Rafique, L. Velasco, "Machine Learning for Network Automation: Overview, Architecture, and Applications", J. of Optical Communications and Networking, vol. 10, n. 10, 2018, pp. D126-D143.

- [14]** - D. Cote, "Using Machine Learning in Communication Networks", J. of Optical Communications and Networking, vol. 10, n. 10, 2018, pp. D100-D109.
- [15]** - R. M. Morais, J. Pedro, "Machine Learning Models for Estimating Quality of Transmission in DWDM Networks", J. of Optical Communications and Networking, vol. 10, n. 10, 2018, pp. D84-D99.
- [16]** - S. Traverso, M. Mellia, E. Howalik, S. Raffaglio, A. Fregosi, E. Tego, F. Matera, "Exploiting Hybrid Measurements for Network Troubleshooting", Networks 2014, Sept, 2014 Madeira (PT)
- [17]** - P. Casas, P., Fiadino, P., Wassermann. S., Traverso, S., D'Alconzo, A., Tego, E., Matera, F., Mellia, M., 2016 "Unveiling network and service performance degradation in the wild with mplane" IEEE Communication Magazine, March 2016, pp. 71-76
- [18]** - M. Mellia, S. Traverso, E. Tego, A. Rufini, A. Valenti, F. Matera, M. Scarpino, A. Kahveci, F. Invernizzi "Quality of Service monitoring adopting correlation among active and passive measurements" 17th International Network Strategy and Planning Symposium-Network 2016, Montreal September 26-28, 2016
- [19]** - Tego E., Matera F., Attanasio V., Nastri E. "A Measurement Plane to Monitor and Manage QoS in Optical Access Networks" IEEE Fiber Optics in Access Networks 2017 (FOAN 2017) Conference, Munich, Germany, November 7, 2017
- [20]** - F. Matera, E. Tego, "Correlation among QoE/QoS and Network Degradations for Automatic Performance Recovery in a Wide Area Network Test Bed", Network of the Future 2019, Rome 1-3 October 2019.
- [21]** - F. Matera, "Machine learning in SOA optical communication systems" ICOP2020, September 8-11, 2020
- [22]** - C. Zhung, P. Patras, H. Haddadi, "Deep Learning in Mobile and Wireless Networking: A Survey" IEEE Communication Survey and Tutorials 2019.
- [23]** - O. G. Aliu, A. Imran, M. A. Imran, and B. Evans, "A survey of self organisation in future cellular networks," IEEE Commun. Surv. Tuts., vol. 15, no. 1, pp. 336–361, First Quarter 2013.

- [24] - X. Wu et al “Application of Artificial Neural Networks in Optical Performance Monitoring”, J. of Lightwave Tech. **27**, 3580-3589 (2009).
- [25] - E.800 quality of service and dependability vocabulary. ITU Standard, 1988
- [26] - Recommendation i.350 – general aspects of quality of service and network performance in digital networks, including ISDNS. ITU Standard, 1993.
- [27] - F. Matera, L. Rea, P. Pasquali, A. Tarantino, V. Baroncini, F. Matteotti, G. Del Prete, G. Gaudino, “Comparison between objective and subjective measurements of quality of service over an Optical Wide Area network”, European Transactions on Telecommunications vol. 19, 2008, pp. 233-245.
- [28] - A. Rufini, M. Mellia, E. Tego, F. Matera, "Multilevel bandwidth measurements and capacity exploitation in gigabit passive optical networks", IET Communications, Year: 2014, | Volume: 8, Issue: 18.
- [29] - L. Costantini et al, “Polynomial Regress Model to explain the relationship between Network and Service Key Performance Indicators” IET Networks 2017.
- [30] - Matthew Mathis, Jeffrey Semke, Jamshid Mahdavi, " The Macroscopic Behavior of the TCP Congestion Avoidance Algorithm", ACM SIGCOMM, volume 27, number 3, July 1997.
- [31] - E. Tego, F. Matera, V. Attanasio, E. Nastri, "Experimental Verification on a Slicing Management Based on the mPlane Monitoring Plane With GPON Comparison", Fiber and Integrated Optics 2018.
- [32] - E. Tego, F. Idzikowski, L. Chiaraviglio, A. Coiro, F. Matera “Facing the reality: validation of energy saving mechanisms on a testbed”, J. of Elect. and Comp. Engin., Hindawi, March (2014).
- [33] - F. Lavacca et al, “Performance Evaluation of 5G Access Technologies and SDN Transport Network on NS3 Simulator” MPDI 2020.
- [34] - 3GPP TS 33.501, “Security architecture and procedures for 5G System”, version 16.5.0, 16. December 2020.

[35] - R. F. Olimid and G. Nencioni, "5G Network Slicing: A Security Overview," in *IEEE Access*, vol. 8, 2020

[36] - <https://www.ict-mplane.eu/sites/default/files//public/public-page/public-deliverables//1095mplane-d14.pdf>

[37] - F. Matera, E. Tego, "Machine Learning for QoE and QoS Control of Slices in a Wide Area Network Test Bed" AEIT Annual Meeting 2021, October 4-8 2021