

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI
BOLOGNA

SCUOLA DI SCIENZE
Corso di Laurea in Informatica

**RANDOMIZED CONFIGURATION FOR
ALGORITHM SELECTOR
SUNNY**

Relatore:

Chiar.mo Prof.

MAURIZIO GABBRIELLI

Correlatore:

CHIAR.MO DOTT.

TONG LIU

Presentata da:

LUCA BRUGALETTA

**III Sessione
Anno Accademico 2017/2018**

Indice

Introduzione	4
1 Preliminari	6
1.1 Algorithm Selection	6
1.1.1 ASlib	8
1.1.2 Metodo di valutazione	9
1.2 SUNNY	10
1.2.1 K-NN	11
1.3 Feature Selection	13
2 SUNNY-as & OASC	14
2.1 Approccio <i>randk</i>	17
2.2 Approccio <i>simann</i>	18
2.2.1 Simulated annealing	18
2.2.2 Implementazione	21
2.2.3 Scelta dei parametri	23
3 Risultati	25
3.1 Informazioni sull'esperimento	25
3.2 Scenari	26
3.3 Prestazioni FS	27

Introduzione

L'obiettivo di questa tesi è quello di discutere il problema della selezione degli algoritmi ed in particolare di come avviene la selezione delle features per SUNNY, confrontando i risultati che si possono avere con l'utilizzo di una tecnica di ottimizzazione (Simulated Annealing) rispetto ad una selezione randomica per la scelta delle nostre features.

L'algoritmo SUNNY può essere generalizzato nel problema della selezione dell'algoritmo, per cui, approfondiremo prima tale argomento e solo in seguito parleremo dei metodi che abbiamo implementato e delle tecniche utilizzate per effettuare la scelta delle features.

Preso un gruppo di algoritmi, il problema della selezione degli algoritmi (AS) consiste nell'identificare quale di questi è il migliore per la risoluzione del problema corrente. La selezione dipende da un insieme di attributi (feature) che caratterizzano il problema da risolvere, di seguito vedremo l'impatto della scelta di queste feature sull'algoritmo SUNNY, prendendo come riferimento la libreria AS (ASlib). Il problema della scelta dell'algoritmo fu inizialmente proposto da Rice nel 1976 e negli ultimi decenni ha attirato attenzioni sempre crescenti fornendo diversi approcci per esso. AS viene utilizzato per selezionare il miglior algoritmo atto alla risoluzione di un problema; in modo più specifico, dato un insieme (portfolio) di algoritmi $\{A_1, \dots, A_m\}$ il problema alla base è quello di predire il miglior algoritmo A_k per risolvere un problema non ancora analizzato, questa scelta dipende chiaramente da diversi fattori e da varie misurazioni, principalmente dalle performance (es. il tempo di esecuzione). Per determinare il valore di tali fattori si utilizza un vettore di attributi (feature), ma sfortunatamente non tutte le feature del vettore hanno la stessa importanza, infatti, molto spesso accade che alcuni di questi

attributi forniscono più informazioni rispetto ad altri; diventa quindi importante fare una scelta, su quali e quante feature mantenere. Questo è il punto cruciale per le performance dell'algoritmo di selezione (AS), tale processo è noto in machine learning come Feature Selection (FS).

L'approccio di partenza di SUNNY è quello sequenziale, si pone come obiettivo quello di scegliere cinque feature e un valore di k per essi. A livello pratico, il primo passo di questa tesi è stato quello di modificare questo primo approccio introducendone uno che sceglieva il numero di feature, la configurazione, formata dalle feature e dal valore di k , tutto in modo casuale, abbiamo chiamato questa versione *randk*. Una volta ottenuti i risultati da questo metodo li abbiamo poi utilizzati per fare un confronto con la versione che sfrutta Simulated annealing, tecnica implementata a partire dall'approccio *randk*.

Capitolo 1

Preliminari

Uno degli obiettivi principali avendo a disposizione un portfolio di istanze e quello di trovare il miglior algoritmo da applicare, perchè ognuno di questi algoritmi offre prestazioni diverse in base al problema in esame, infatti un algoritmo può offrire buone prestazioni su di un'istanza, ma essere il peggiore su un'altra. Se noi potessimo identificare quando e quale algoritmo utilizzare su di una determinata istanza saremmo in grado di ottenere dei miglioramenti sulle performance generali. Questo è quello di cui si occupa il problema della selezione degli algoritmi:

1.1 Algorithm Selection

Algorithm Selection (AS) è un argomento che attira sempre più interesse tra ricercatori e professionisti, dopo anni di applicazioni si sono venuti a creare molti dati sull'argomento, ma non si è mai creato uno standard, questo ovviamente rende difficile la condivisione e il confronto dei diversi approcci. Inoltre, crea diversi ostacoli per chi è interessato a lavorare o ad effettuare ricerche in questo campo. Per risolvere questo problema, è stato introdotto un formato standard (ASlib) utile per la rappresentazione di scenari AS ed è un sistema informativo che contiene un numero sempre crescente di dati. Per comprendere i vantaggi di ASlib, cominciamo parlando dello studio di un modello di selezione di algoritmi (AS) con un'interfaccia comune.

Rice è stato il primo a formalizzare l'idea di scegliere fra diversi algoritmi per ogni istanza, introducendo così la selezione di algoritmi. Il problema della

selezione di algoritmi per un'istanza i mira a scegliere il miglior algoritmo $s(i)$ da eseguire su tale istanza i .

Questa scelta viene spesso fatta utilizzando le feature di istanza. Le feature sono poi mappate ad un certo algoritmo utilizzando tecniche di intelligenza artificiale. Ci sono molti modi per affrontare la selezione di algoritmi per istanza, queste strategie possono includere un singolo modello che apprende o la combinazione di più di essi, di modo che, presa l'istanza di un nuovo problema, questi metodi vengano poi utilizzati per decidere quale o quali di questi algoritmi selezionare.

La via più naturale sarebbe scegliere un solo algoritmo per risolvere una determinata istanza, ma lo svantaggio maggiore di questo approccio è che non vi è modo di tornare indietro nel caso in cui l'algoritmo selezionato non offra buone prestazioni.

In alternativa, possiamo cercare una sequenza con un ordine ben definito e un *quanto* di tempo nel quale possiamo eseguire tutti o un sotto-insieme degli algoritmi del nostro portfolio. In alcuni di questi approcci, il calcolo della sequenza viene trattata come un problema di ottimizzazione con l'obiettivo di massimizzare(minimizzare) uno o più parametri voluti. Ne è un caso l'approccio che abbiamo utilizzato, simulated annealing, tecnica di ottimizzazione, con l'obiettivo della ricerca di un punto di minimo (massimo) globale*, particolarmente utile in situazioni nella quale abbiamo la presenza di più minimi (massimi) locali†.

L'algoritmo SUNNY è un approccio di Algorithm Selection originariamente creato per la programmazione a vincoli‡ (CP). CP è un paradigma dichiarativo dove le relazioni fra variabili vengono definite attraverso dei vincoli, i quali non specificazione azioni da eseguire ma proprietà che devono essere soddisfatte. Tra gli obiettivi principali di CP vi è quello di modellare e risolvere problemi del soddisfacimento di vincoli (CSP). Il trend è utilizzare il portfolio per aumentare l'efficienza delle soluzioni, perché molto spesso, un risolutore non è in grado di garantire le prestazioni migliori su tutti i problemi.

*Sia $y=f(x)$ una funzione con dominio $Dom(f)$. Diciamo che x_0 è un punto di minimo (massimo) globale per la funzione, e che $f(x_0)$ è il minimo (massimo) globale della funzione se per ogni $x \in Dom(f)$ risulta che $f(x) \geq f(x_0)$.

†Ci troviamo in presenza di un minimo (massimo) locale, se data $y = f(x)$ con dominio $Dom(f)$. x_0 è un punto di minimo(massimo) locale se preso un intorno di dimensione δ , con al centro x_0 , per ogni x appartenente all'intorno δ , si ha che $f(x) \geq f(x_0)$.

‡Constraint programming

Un risolutore CP che utilizza portfolio, può essere visto come un risolutore particolare, soprannominato risolutore portfolio. Preso un insieme $m > 1$ di diversi risolutori s_1, \dots, s_m se ne individua uno che sia globalmente migliore degli altri. Quando si presenta una nuova istanza i non ancora presa in esame, il risolutore portfolio prova a predire quali potrebbero essere i migliori risolutori s_1, \dots, s_k (con $1 \leq k \leq m$) per i , ed esegue ogni risolutore (s) sull'istanza i . La scelta su quale risolutore preferire è chiaramente uno dei punti chiave del successo di questo approccio e spesso viene affrontato con tecniche di *machine learning* (ML).

1.1.1 ASlib

Per valutare SUNNY su diversi scenari si utilizza la libreria Algorithm Selection (ASlib). ASlib è stato proposto come formato dati per gli scenari degli algoritmi di selezione, questo formato e tutti i dati che ne risultano ci permettono un confronto equo e conveniente per la selezione degli algoritmi. Le specifiche del formato assumono un approccio generico alla selezione degli algoritmi e sono definite come segue:

1. Viene calcolato un vettore di features $f(i) \in \mathcal{F}$.
2. Una tecnica di machine learning s seleziona un algoritmo $a \in \mathcal{A}$ in base ai risultati del vettore di features del punto 1.
3. L'algoritmo a viene applicato all'istanza i .
4. Viene calcolato un indice m che dà una misurazione delle performance, tenendo conto del costo delle features e le prestazioni dell'algoritmo scelto.
5. Alcuni AS non scelgono un solo algoritmo, ma producono una sequenza di diversi algoritmi. Applicano a ad i utilizzando un certo budget $r \in \mathcal{R}$, valutano le prestazioni, criteri di arresto e ripetono finché necessario, tenendo conto dei progressi fatti durante l'esecuzione di a .

Lo scopo è quello di garantire la disponibilità ed un unico formato per tutte le informazioni necessarie, rendendo così più facile la comparazione di diversi approcci AS con l'utilizzo degli stessi scenari, tramite diversi parametri di confronto e di strumenti. Chi usa ASlib, inoltre, non deve preoccuparsi di eseguire realmente l'algoritmo sulle istanze, in quanto questo è stato già fatto,

essendo una sorta di simulazione dove i runtime sono stati pre-computati, in questo modo si riducono drasticamente i costi di computazione per la riproduzione dei dati.

1.1.2 Metodo di valutazione

Lo scopo di Algorithm Selection, come già detto, è sicuramente quello di ottenere prestazioni migliori rispetto a quanto possa fare un singolo algoritmo. Considerando però un portfolio di risolutori come un unico risolutore, il costo per il calcolo delle features, diventa significativo; parliamo di questo costo come overhead, considerato come il tempo consumato dal portfolio di risolutori e che deve essere preso in considerazione durante la valutazione di un sistema di selezione dell'algoritmo.

Per essere in grado di valutare il guadagno in termini di prestazioni di un sistema che fa uso di AS, si utilizzano due linee guida:

- Le migliori prestazioni ottenute da un singolo algoritmo su tutte le istanze del training, chiamato SBS[§], ci permette di capire quali sono i risultati che si possono utilizzare senza fare uso di AS;
- Le prestazioni del miglior risolutore virtuale, VBS[¶], anche chiamate prestazioni oracolo. VBS effettua sempre la scelta giusta senza produrre overhead sulle istanze, corrisponde ad un portfolio senza overhead che esegue tutti gli algoritmi in parallelo e interrompe la sua esecuzione non appena il primo algoritmo termina.

Le performance delle linee guida su ogni sistema di AS variano in base allo scenario. Si normalizzano quindi le performance $m_s = \sum_{i \in \mathcal{I}} m(s(i), i)$ del risolutore s su uno scenario in base ad SBS e VBS, dove la differenza tra i due viene evidenziata come segue:

$$\hat{m}_s = \frac{m_{SBS} - m_s}{m_{SBS} - m_{VBS}}$$

\hat{m} è stato definito come 0, che corrisponde alle prestazioni di SBS, 1 corrisponde invece alle prestazioni ottimali e quindi a VBS, le prestazioni di un sistema AS saranno sempre tra 0 e 1 e se il valore scende sotto lo 0, allora significa che scegliere SBS è una strategia migliore.

[§]Single best solver

[¶]Virtual best solver

Si possono utilizzare diverse metriche per la valutazione degli approcci AS su un certo scenario. FSI^{\parallel} è la proporzione tra il numero di istanze che l'approccio risolve e il numero di istanze dello scenario, viene comunemente utilizzata per confrontare i diversi approcci di AS data la sua semplicità e le informazioni che dà, tuttavia, non tiene conto del tempo impiegato per la risoluzione del problema. Per ovviare a questo problema si utilizza spesso PAR^{**} ; fissato uno scenario e preso un intero positivo k , $PAR_k(S)$ rappresenta il tempo medio che impiega un approccio S per risolvere tutti i problemi dello scenario, la penalizzazione di $k \times \tau$ è data dalle istanze non risolte da S entro il timeout τ .

1.2 SUNNY

SUNNY è un algoritmo portfolio lazy che individua le similitudini fra le istanze per individuare il miglior risolutore o i migliori da utilizzare, il nome deriva dall'acronimo di:

- *Sub-portfolio*: data un'istanza, selezioniamo il sotto-insieme portfolio più adatto per l'esecuzione.
- *Nearest Neighbor*: in poche parole, il vicino più simile, utilizziamo un algoritmo k -NN per determinare il sub-portfolio, infatti, con questo algoritmo, dalle istanze viste in precedenza, estraiamo le k istanze che sono più simili a quella che deve essere risolta.
- *lazY*: perché non viene definito nessun tipo di modello di predizione in anticipo.

L'algoritmo SUNNY prende in input vari parametri: l'istanza del problema che dobbiamo risolvere, il portfolio dei risolutori, una copia speciale del risolutore^{††}, un parametro k (≥ 1) che rappresenta la dimensione del vicino da prendere in considerazione, un timeout τ che sarà il tempo massimo a disposizione per l'esecuzione e un portfolio \mathcal{A} di algoritmi. Il nostro algoritmo individua le similitudini fra le varie istanze e produce un sequenza di

[∥]Fraction of Solved Instances

^{**}Penalized Average Runtime: metrica che utilizza il tempo totale di esecuzione e penalizza le esecuzioni che non riescono a raggiungere la soluzione cercata

^{††}Risolutore speciale del portfolio mirato alla gestione di casi particolari

esecuzione $\sigma = [(A_1, t_1), \dots, (A_h, t_h)]$, l'algoritmo $A_i \in \mathcal{A}$ viene eseguito per t_i secondi e la $\sum_{i=1}^h t_i = \tau$.

Per ogni problema x in input, SUNNY utilizza l'algoritmo k -NN per estrarre tra un insieme di istanze simili, il sotto-insieme $N(x, k)$ di k istanze più adatte per la risoluzione del problema x . In generale, il vettore delle feature di x è un insieme di $F(x) \in \mathcal{R}_d$ di attributi numerici che caratterizzano x (es. vincoli di x o statistiche sulle variabili).

Partendo dal sotto-insieme $N(x, k)$, SUNNY si basa su tre euristiche utili per creare la sequenza σ :

- H_{sel} : seleziona il più piccolo sotto-insieme portfolio $S \subseteq \mathcal{A}$ che risolve il maggior numero di sotto istanze in $N(x, k)$, utilizzando il tempo di esecuzione come parametro di confronto.
- H_{all} : assegna ad ogni $A_i \in \mathcal{A}$ il tempo di esecuzione $t_i \in [0, \tau]$ for $i = 1, \dots, h$ in base al numero di istanze che è riuscito a risolvere. Utilizza poi la copia del risolutore, per valutare tutte le istanze che non erano state risolte.
- H_{sch} : riordina gli algoritmi in base al loro tempo di esecuzione per $N(x, k)$ e ritorna la sequenza σ .

1.2.1 K-NN

K-nearest neighbors è un algoritmo di classificazione non parametrico, ed è uno tra più semplici fra tutti gli algoritmi di machine learning. L'input comprende le k istanze più simili dell'insieme di addestramento e punta ad identificare a quale classe appartiene l'output. L'output è un elemento della classe, scelto tra le k istanze simili, dove k è un intero, tipicamente con un valore piccolo.

k -NN utilizza un metodo di apprendimento lazy, dove l'apprendimento consiste in una generalizzazione dei dati di addestramento che vengono poi computati solamente durante la fase di classificazione. La scelta di un buon valore per k dipende dai dati, valori più grandi per k riducono l'effetto del rumore, ma rendono la classificazione computazionalmente più costosa e possono ridurre le differenze tra le classi meno distinte, mentre valori di k più bassi sono più sensibili al rumore. La precisione dell'algoritmo k -NN, può essere infatti degradata dalla presenza di rumore o di features irrilevanti. Per

la realizzazione di un algoritmo di classificazione k -NN più preciso, è quindi utile assegnare un peso alle istanze simili, in modo che quelle più vicine possano offrire un contributo maggiore rispetto a quelle distanti, un metodo comunemente usato, è la distanza Euclidea. In figura 1.1 possiamo osservare un esempio di classificazione k -NN.

Data una istanza i , SUNNY utilizza un algoritmo k-Nearest Neighbors (k -NN), ma a differenza di k -NN che sceglie un algoritmo per un'istanza, SUNNY sceglie un sotto-insieme $N(i, k)$ delle k istanze simili ad i . In seguito, crea una sequenza di esecuzione considerando il più piccolo sub-portfolio in grado di risolvere il maggior numero di istanze nello spazio del sotto insieme $N(i, k)$. In questa sequenza SUNNY, partiziona il tempo di esecuzione per ogni risolutore del sub-portfolio in proporzione al numero di istanze che risolve in $N(i, k)$.

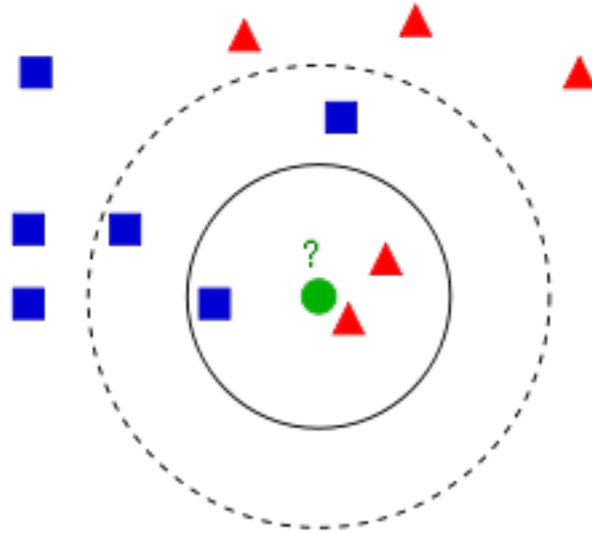


Figura 1.1: Esempio di classificazione k -NN: La sequenza di prova (cerchio verde) potrebbe essere classificata nella prima classe, con i quadrati blu, o nella seconda dei triangoli rossi. Se $k=3$ (cerchio con la linea continua) viene assegnato alla seconda classe perché ci sono 2 triangoli e solo 1 quadrato. Se $k=5$ (cerchio tratteggiato) allora viene assegnato alla prima classe perché ci sono 3 quadrati contro i 2 triangoli

1.3 Feature Selection

Come abbiamo già detto il problema della scelta dell'algoritmo (AS) mira ad individuare il miglior algoritmo, avendone diversi a disposizione. Per fare questo utilizziamo un vettore di features, tali features non sono altro che le istanze del problema e hanno utilità diverse, alcune risultano più attinenti e informative di altre, scegliere quali di queste ultime risultano utili è un problema importante per le performance di AS, questo processo è chiamato scelta degli attributi (FS).

In questa sezione parleremo dell'impatto sulle prestazioni delle tecniche di FS, con l'utilizzo di ASlib come standard per confrontare i risultati. Lo scopo è mostrare come SUNNY può trarre vantaggio dall'utilizzo di diversi insiemi di features e in particolare, dagli studi effettuati si riesce a dimostrare che con l'utilizzo di tecniche di FS, anche un piccolo numero di questi attributi può essere sufficiente per ottenere risultati simili all'approccio iniziale che sfrutta invece tutti quelli disponibili.

Le features sono molto importanti per caratterizzare una determinata istanza di un problema e costruire modelli di previsione accurati; la scelta degli attributi (FS) ha lo scopo di rimuovere quelle features ridondanti, irrilevanti, e potenzialmente dannose. Scegliere un insieme di features quanto più piccolo, ha il vantaggio di semplificare il modello di predizione, riducendo il tempo di training e il costo di estrazione di esse, riducendo i casi di overfitting^{††} e migliorando l'accuratezza delle previsioni.

Le tecniche di FS non sono altro che la combinazione di due ingredienti:

- Una tecnica di ricerca per trovare sotto-insiemi di attributi validi.
- Una metrica di punteggio per valutare ogni sotto-insieme.

Dato che valutare tutti i possibili sotto-insiemi è computazionalmente impossibile, vengono utilizzate tecniche euristiche per la ricerca dei sotto-insiemi. In particolare, parliamo di tecniche greedy^{§§}, sfruttando la selezione in avanti e l'eliminazione all'indietro. Nella selezione in avanti, le features vengono integrate in un sotto-insieme sempre più grande. Nell'eliminazione all'indietro, invece, le combinazioni vengono progressivamente rimosse partendo da tutte le features disponibili.

^{††}Caso in cui la capacità di prevedere o adattarsi aumentano sui dati di allenamento e diminuiscono su quelli non ancora visionati

^{§§}Tecnica «golosa», perché ad ogni istante sceglie sempre il candidato più promettente

Capitolo 2

SUNNY-as & OASC

Per sperimentare le due tecniche volte a creare i risultati utili per il confronto, tra l'approccio random e simulated annealing, siamo partiti dall'utilizzo di SUNNY-as, in particolare la versione utilizzata per la OASC challenge*. SUNNY-as è stato utile per svolgere la fase di training e di test sugli scenari AS in accordo con gli standard di ASlib, permettendoci di poter sperimentare sui metodi per la scelta degli attributi.

SUNNY-as prevede tre fasi diverse: una di training, una pre-risolutiva e una finale di testing. Nella fase di training SUNNY-as estrae alcune informazioni base dallo scenario (es. portfolio, il risolutore speciale, il timeout) e costruisce tutto quello che poi viene utilizzato da SUNNY per produrre la sequenza di esecuzione, come già spiegato. In generale, questa fase di training è quella dove si fanno tutte le associazioni tra le istanze, il vettore delle features e il tempo di esecuzione di ogni risolutore sull'istanza i . Questa fase può essere vista più come una fase di inizializzazione più che come una di addestramento, dal momento che non vi è nessun modello di apprendimento.

Nella seconda fase, la pre-risolutiva, è possibile filtrare il portfolio iniziale o effettuare scelte tra le features iniziali. Infine, la fase di testing è quella in cui si esegue e si valutano le predizioni di SUNNY.

SUNNY-as è completamente scritto in python e la versione per OASC, che chiameremo SUNNY-OASC, prevede due diverse modalità di esecuzione, *autok* ed *fkvar*:

- La versione *autok*, è una versione migliorata di SUNNY-as che effettua un training anche sulla dimensione delle k istanze simili, differisce da T-

*Open Algorithm Selection Challenge

SUNNY[†] perché per la scelta dei risolutori utilizza l'algoritmo originale di SUNNY-as.

- La versione *fkvar*, effettua la fase di training sia sulla dimensione delle istanze simili che sui sotto-insiemi di features. SUNNY viene utilizzato come valutatore e viene adottata una tecnica di selezione in avanti di tipo greedy, con lo scopo di scegliere i sotto-insiemi di features per calcolare le istanze simili. Questa procedura è definita nel seguente modo: si considera l'insieme delle features «non selezionate» e se ne sceglie una alla volta, da aggiungere ad un insieme di features «selezionate», inizialmente vuoto. In questo modo si va a creare un altro insieme che è quello delle features «da testare», dopo aver calcolato il valore di k , SUNNY calcola il miglior punteggio PAR_{10} che si può raggiungere con l'insieme delle features «da testare». In base al risultato, vengono aggiunte altre features, finché le prestazioni non decrescono o la configurazione non ha il numero di features cercate.

Dal momento che la fase di training è costosa a livello di computazione e di tempo, sunny-OASC non viene utilizzato su tutte le istanze disponibili, ma solamente su alcune. Le istanze su cui viene effettuato il training vengono scelte in questo ordine:

1. SUNNY-oasc associa ad ogni istanza il risolutore più veloce per essa.
2. Per ogni risolutore, le istanze vengono ordinate in ordine decrescente in base al tempo di esecuzione impiegato.
3. Per ogni risolutore, si sceglie un'istanza alla volta fino a raggiungere il numero di istanze cercate.

Per la competizione OASC si è ritenuto che la dimensione del sotto-insieme di features per ottenere buone prestazioni fosse equivalente a cinque. Per questo motivo, per l'approccio *fkvar* si sono considerate sufficienti 1500 istanze e un valore di k compreso fra 3 e 30, tutto questo allo scopo di ridurre il tempo di esecuzione. Durante l'esecuzione di *fkvar*, viene eseguito anche *autok* con il valore di k che va da 3 a 80, *autok* viene utilizzato come risolutore speciale, così, se SUNNY produce un risultato migliore con l'utilizzo dell'intero insieme delle features, allora, si tiene il risultato di *autok*.

[†]Trained SUNNY: Versione modificata di SUNNY, aggiungendo una fase di training

SUNNY-OASC richiede python v2 ed è composto da cinque cartelle: «data» e «results» che contengono rispettivamente i dati e i risultati della competizione OASC, «src» contiene lo script originale di sunny-as, «oasc» contiene gli script per lavorare sulla cartella «src» nella fase di training e di testing, «main» contiene gli script che chiamano automaticamente «oasc» per le diverse modalità di esecuzione.

Per eseguire lo script, va prima svolta la fase di training poi quella di testing, bisogna quindi recarsi nella cartella «main» ed eseguire i seguenti comandi:

- Training:

```
main:$~ sh make_oasc_tasks.sh > tasks.txt
main:$~ sh oasc_train.sh run_fkvar tasks.txt
```

- Testing:

```
main:$~ sh make_oasc_tasks.sh > tasks.txt
main:$~ sh oasc_test.sh fkvar tasks.txt
```

Nel caso in cui volessimo cambiare metodo di approccio, basta sostituire «fkvar» con l'approccio desiderato, quelli da noi implementati, sono «randk» e «simann».

Inoltre, è possibile eseguire SUNNY su di un singolo scenario, in modo da ridurre i tempi di training e di testing, questa modalità è poi quella che abbiamo utilizzato per fare le varie prove durante la fase di progettazione e implementazione dei nuovi metodi. Per usare questa modalità, bisogna prima recarsi nella cartella «oasc» e poi eseguire i seguenti comandi:

```
oasc:$~ python run_fkvar.py Caren # training ,
oasc:$~ python result.py Caren fkvar # testing
```

Anche qui, ovviamente, si può cambiare approccio semplicemente sostituendo «fkvar», in aggiunta si può scegliere lo scenario su cui eseguire SUNNY andando a sostituire «Caren» con uno degli scenari disponibili. Dopo aver eseguito la fase di testing, ci tornerà dei risultati che saranno salvati in un file json con il nome dello scenario utilizzato, questo file potremo trovarlo dentro la cartella con il nome dell'approccio utilizzato, «fkvar» nel nostro caso. Di seguito riporto la lista degli scenari a disposizione, aventi come obiettivo la minimizzazione e su cui abbiamo provato i vari approcci:

Bado Caren Magnus Mira Monty Quill Sora Svea

Infine, per la valutazione dei risultati abbiamo utilizzato OASC_starterkit un wrapper[‡] che utilizza lo stesso metodo di valutazione utilizzato durante la competizione oasc. Questo script ritorna un valore sulla bontà in termini di efficienza dell'approccio utilizzato, con un punteggio compreso tra [0,1], per utilizzarlo bisogna prima integrare OASC_starterkit e dopo esserci posizionati in questa cartella dare il seguente comando:

```
OASC_starterkit:$~ python stats.py
                  ../oasc-master/results/fkvar/Caren.json
```

«Caren.json» contiene i risultati provenienti dalla fase di testing.

2.1 Approccio *randk*

Abbiamo deciso di implementare questo approccio come punto di partenza e baseline per simulated annealing, ma anche per poi poterne confrontare i risultati. L'approccio *fkvar* è stato utilizzato come punto di partenza, abbiamo creato i file `run_randk.py` e `randk.py`, copie in seguito modificate dei rispettivi file `run_fkvar.py` e `kit.py`, il limite sul numero di features fissato a 5 è stato rimosso, abbiamo invece optato per la scelta di questo valore in modo casuale e soprattutto ad ogni iterazione, in un range che poteva andare da [3,15].

Le features non vengono più scelte con la tecnica di selezione in avanti, ma vengono calcolate in modo casuale insieme ad una k scelta anch'essa casualmente, una volta ottenuto tutto l'occorrente, ovvero l'insieme delle features «da valutare» e la k , vengono poi passate alla funzione `run_evaluator` che calcolava il PAR_{10} e in base al risultato si decideva, se tenere questo insieme di features o se ricominciare questo ciclo mantenendo il miglior risultato ottenuto fino a quel momento. In questo metodo abbiamo impostato un totale di 1000 confronti e ritornare in output il miglior insieme di features, la miglior k e il PAR_{10} che ne risultavano.

Di seguito riporto due stringhe di codice utilizzate per effettuare il calcolo dei valori casuali:

[‡]metodo di approccio di FS, valuta i sotto-insiemi di features cercando di individuarne le interazioni

```
elements = random.randint(3,15)
random.sample(features, elements)
```

La variabile «elements» è il numero di features che deve avere la configurazione finale, e viene calcolato ad ogni iterazione. «features» è invece il vettore delle features.

`random.randint()` ritorna un valore casuale intero compreso nel range indicato.

`random.sample()` calcola invece una configurazione formata da un numero di features pari al valore di «elements», senza la possibilità di avere ripetizione.

2.2 Approccio *simann*

Per questo approccio, il punto di partenza è stata la versione *randk*, con l'aggiunta di un modulo per l'utilizzo di simulated annealing, prima di introdurre però questa metodo sembra doveroso approfondire cos'è simulated annealing e del perché abbiamo scelto proprio questa tecnica.

2.2.1 Simulated annealing

Una tra le motivazioni principali per la quale abbiamo deciso di implementare tale tecnica è data dalle sue prestazioni, infatti, avremmo potuto usare altri algoritmi di ricerca locale, come ad esempio hill-climbing[§], ma soffre del problema di arrestarsi su dei massimi (minimi) locali. Come possiamo osservare dalla figura 2.1, questo algoritmo, partendo da current state, andrebbe a muoversi in direzione crescente, fino ad arrivare a local maximum ed arrestarsi in quel punto perché non sarebbe più possibile ottenere ulteriori miglioramenti. Questo problema può essere risolto con la versione casuale che abbiamo implementato, ma risulta essere poco efficiente.

[§]Algoritmo di ricerca, continua a muoversi verso valori crescenti e si arresta non appena trova un punto di massimo, locale o globale che sia

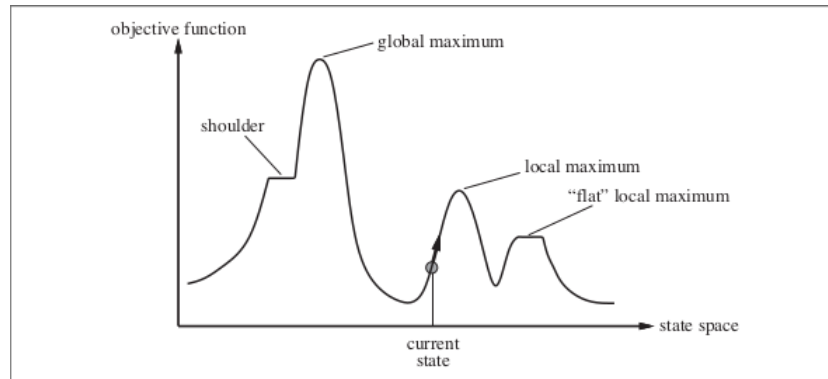


Figura 2.1: Hill climbing, con l'obiettivo di cercare un punto di massimo globale.

Quindi, combinando entrambe le tecniche riusciamo ad ottenere una visita completa ed efficiente e parliamo in questo caso di Simulated annealing (SA). SA fonda le sue basi nella statistica meccanica. Sviluppato originariamente da Kirkpatrick [10] per risolvere problemi di ottimizzazione combinatoria e discreta. SA è nato come metodo di simulazione della tempra (annealing) dei solidi. L'annealing è il processo con il quale un solido, portato allo stato fluido, tramite riscaldamento ad alte temperature, viene riportato di nuovo allo stato solido o cristallino, controllando e riducendo gradualmente la temperatura.

Per comprendere SA, possiamo introdurre un altro problema, la discesa del gradiente, ed immaginare come obiettivo, quello di far scendere una pallina da ping pong nel punto più basso di una superficie rocciosa. Se lasciamo scivolare la pallina, si fermerà in un punto che è un minimo locale, scuotendo la superficie, possiamo farla uscire dal minimo locale e farla spostare verso un altro minimo; l'idea alla base è quella di scuotere la superficie abbastanza forte da far rimbalzare la pallina via dal punto di minimo locale, ma non così forte da farla uscire dal punto di minimo globale. SA si basa proprio su questo, cominciare a scuotere tanto (partendo da una temperatura alta) e ridurre gradualmente l'intensità delle scosse (abbassando gradualmente la temperatura).

SA si comporta come hill climbing, ma invece di scegliere la miglior mossa disponibile, ne sceglie una casuale. Se la nuova mossa, fornisce un miglioramento della soluzione, viene sempre accettata. In caso contrario, l'algoritmo

decide se accettare la nuova mossa con un probabilità minore di 1. Tale probabilità decresce esponenzialmente in base a quanto è «cattiva» la nuova mossa. Altro valore che diminuisce la probabilità è la temperatura, più si abbassa, minori saranno le probabilità di accettare una mossa che peggiora il risultato.

L'algoritmo 1 riporta lo pseudo-codice dell'algoritmo di Simulated Annealing che abbiamo adottato:

```
Function SA(steps, Tmax, Tmin):
    "crea una prima sequenza in modo casuale";
    step  $\leftarrow$  0;
    while (step < steps)&&(timer < limit) do
        self.move() "genera nuova sequenza";
        E  $\leftarrow$  self.energy() "valuta la mossa";
         $\Delta E \leftarrow E - E'$  "nuovaE - vecchiaE";
        if ( $\Delta E > 0.0$ )&&(exp( $\frac{-\Delta E}{T}$ ) < random.random()) then
            | "ripristina i valori precedenti";
        else
            | "accetta il nuovo stato e confrontalo con il migliore"
        end
        step  $\leftarrow$  step + 1;
    end
return sequenza
```

Algorithm 1: Simulated Annealing

SA parte dalla creazione di una prima mossa casuale, che non sarà altro che la nostra configurazione di 5 feature e il valore di k , inizialmente scelti in modo casuale e con l'obiettivo di fornire un punto di partenza per le future scelte di ottimizzazione. In seguito si sceglie la temperatura, che richiede due valori, un valore massimo e uno minimo, la temperatura massima è il punto di partenza che va lentamente a scendere e la temperatura minima è il punto di arresto.

Altro parametro importante è «steps», con cui si definisce il numero di operazioni che dovranno essere effettuate prima delle terminazione, «step» è invece un contatore con valore iniziale 0 e viene incrementato di 1 per ogni operazione. Ad ogni step si calcola una nuova mossa, o modifica alla configurazione di partenza, questa nuova configurazione viene poi valutata e

in base al risultato si decide poi se tenerla o se escluderla. Anche se il risultato è negativo SA prevede l'accettazione del risultato con una certa probabilità. Il metodo per il calcolo della probabilità per un valore che peggiora il risultato è data da questa formula:

$$\exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right) < \text{random.random}()$$

- dove ΔE equivale alla differenza tra il nuovo valore di energia e il precedente.
- $\exp(x)$ produce l'esponenziale di x : e^x .
- `random.random()` produce un valore in virgola mobile compreso tra 0 ed 1.

2.2.2 Implementazione

Come già accennato, per l'implementazione siamo partiti dall'approccio *randk*, abbiamo creato due file `run_simann.py` e `simann.py` e importato dentro la cartella «oasc» il modulo «simanneal» contenente la classe `Annealer`.

In tale versione, abbiamo impostato il numero di features a 5, motivo per il quale, nella creazione della configurazione di partenza, abbiamo mantenuto lo stesso procedimento di *randk*, ma fissando il numero di elementi a 5.

```
random.sample(features, 5)
```

Per sfruttare simulated annealing, dopo aver inizializzato la classe, abbiamo definito la nostra mossa, che andava poi valutata e in base al risultato si decideva se tenerla o se scartarla come spiegato nella sottosezione 2.2.1.

Dall'algoritmo 2 la variabile «change» viene utilizzata con lo scopo di rendere il cambio di una delle cinque feature più probabile rispetto al cambio del valore della k , esattamente il settanta per cento contro il trenta, dato che le k possono essere scelte solamente fra 28 valori possibili e ce ne servirà solamente una alla volta, mentre di features ne serviranno cinque e in base allo scenario in esame potranno andare da un minimo di 46 nel caso di Quill ad un massimo di 483 nel caso di Sora, abbiamo optato per dare maggiore probabilità alla sostituzione delle features.

Durante l'esecuzione se si entra nel primo caso, si sostituisce la k con un nuovo valore, scelto tramite `random.choice()` tra i valori di «new_range». La

```

Function Move():
    change  $\leftarrow$  random.randint(1,10);
    if (change) > 7 then
        new_range  $\leftarrow$  list(kRange) ;
        new_range.remove(self.state["k"]);
    else
        pos  $\leftarrow$  random.choice(new_range) ;
        z  $\leftarrow$  self.state['feat'].split(' ');
        featexcept  $\leftarrow$  list(features) ;
        featexcept  $\leftarrow$  list(set(features) - set(z));
        newfeat  $\leftarrow$  random.choice(featexcept);
        z[pos]  $\leftarrow$  newfeat self.state['feat']  $\leftarrow$  ' '.join(z)
    end

```

Algorithm 2: Calcolo mossa

variabile «*new_range*» è utilizzata per decidere il nuovo valore di *k* senza avere ripetizioni, processo ottenuto dalla rimozione del precedente valore di *k* dal range dei possibili valori, che come nel metodo *fkvar* che in *randk* è compreso fra 3 e 30.

Nel secondo caso, se *change* vale meno di 8, andiamo invece a sostituire una delle feature, la feature da sostituire viene scelta con *random.choice*(). Il nuovo valore, come per la *k*, evita la ripetizione, per raggiungere questo proposito utilizziamo la variabile *featexcept*, che contiene tutte le features «non selezionate».

Una volta decisa la nostra mossa dobbiamo valutarla, per fare questo utilizziamo *energy*():

```

Function energy():
    e  $\leftarrow$ 
        run_evaluator(src_path, sub_scenario_path, self.state, context);
    return e

```

Algorithm 3: Calcolo Energia

La funzione *energy*() valuta semplicemente la nostra configurazione e la nostra *k*, il risultato che otteniamo è poi il nostro PAR_{10} , che in base ai

risultati precedenti decideremo se accettare o scartare; la probabilità di accettazione dipende dalla temperatura che abbiamo raggiunto, infatti, una temperatura più alta ci garantisce una probabilità di accettazione maggiore. L'esecuzione dell'algoritmo e di questo ciclo continua finché non raggiungiamo il punto di raffreddamento.

2.2.3 Scelta dei parametri

Per ottenere buoni risultati da simulated annealing, si devono impostare dei parametri personalizzati in base al problema in esame, in particolare relativi alla temperatura massima, alla temperatura minima e al numero di passi a disposizione.

La scelta di tali parametri gioca un ruolo chiave in simulated annealing, perché queste scelte possono fornire un grandissimo impatto all'efficienza del metodo, purtroppo non è possibile scegliere dei parametri perfetti che possano andare bene per tutti i casi e non esiste nemmeno una via generale per scegliere i più adatti ad uno specifico problema, ma possiamo semplicemente avvicinarci con delle approssimazioni.

Come definito da Kirkpatrick et al. [10], il valore della temperatura T , deve essere settato con un valore abbastanza grande da rendere la probabilità iniziale di accettazione quasi pari ad 1. Però c'è da tenere in considerazione che una temperatura iniziale troppo alta può causare peggiori prestazioni e tempi di computazione più lunghi.

In particolare abbiamo utilizzato simulated annealing con due diversi tipi di parametri; una volta con quelli di default che comprendono una temperatura massima di 25000.00, una temperatura minima di 2.5 e 4000 steps, in realtà i 4000 steps sono una limitazione per garantire tempi di esecuzione ragionevoli, dato che per fare una media abbiamo eseguito ogni singolo scenario per 10 volte, con un tempo massimo di 4 ore, oltre il quale, l'esecuzione veniva interrotta.

La seconda volta, abbiamo utilizzato dei parametri ottimizzati, nel nostro caso per settare questi parametri, abbiamo sfruttato una funzione già presente nel modulo di simulated annealing; tale funzione `auto()` è stata utile per calcolare dei parametri di partenza, non ottimi, perché come già detto risulta difficile farlo, ma che ci hanno permesso di ottenere buoni risultati nella maggioranza dei casi. Abbiamo calcolato i valori automatici per ogni scenario e ne abbiamo fatto una media, questo ci ha permesso di avere tempi di esecuzione decisamente ridotti rispetto ai parametri di default, senza mai

andare oltre il tempo limite. I parametri risultanti sono stati impostati a 2800 steps, 50000.00 come temperatura massima e 10.00 come temperatura minima.

Nell'appendice A, possono essere confrontati i risultati di un altro esperimento che ha visto come protagonista l'approccio di simulated annealing, con lo scopo di evidenziare le differenze tra diversi parametri.

Capitolo 3

Risultati

In questo capitolo presentiamo i risultati sperimentali ottenuti dai nostri metodi per la selezione delle features. I risultati vengono forniti come una media del punteggio su 10 diverse esecuzioni. Abbiamo preso come risultato finale il gap tra SBS e VBS, utilizzando lo stesso approccio della competizione OASC, abbiamo quindi ritenuto un punteggio vicino ad 1 come VBS e con punteggio di 0 come SBS.

Abbiamo visto il comportamento dei 3 metodi: *randk*, *simann* e *simann-mod* su otto diversi scenari, analizzandone il tempo di esecuzione e il punteggio finale. Come ultimo passo abbiamo ricavato un punteggio medio tra tutti gli scenari per individuare un approccio vincitore che nel complesso si comportasse meglio degli altri.

3.1 Informazioni sull'esperimento

Gli esperimenti sono stati effettuati su due laptop ASUS modello n56j, entrambi con processore Intel core i-7 4770HQ, SSD da 240gb, uno con 8gb di RAM, l'altro con 16gb. In ogni caso l'esperimento è stato svolto su di una macchina virtuale con Ubuntu 18.04.1 LTS a 64 bit e 4GB di RAM dedicata e ha richiesto circa 70 ore di lavoro per ogni dispositivo. Ci riferiremo al primo laptop con 8gb di RAM con L_A e a quello con 16gb di RAM con L_B .

3.2 Scenari

Nel nostro caso, abbiamo utilizzato otto scenari, ve ne sarebbero altri ma hanno come obiettivo la massimizzazione e in questa tesi ci siamo occupati solo di problemi di minimizzazione. Nella tabella 3.1 possiamo approfondire gli scenari sul quale abbiamo lavorato, fornendo informazioni e caratteristiche su di essi. Le informazioni sugli scenari presi in esame possono essere trovate nella tabella 3.1, con numero di algoritmi, di feature e di istanze, nel dettaglio facciamo una distinzione tra le istanze della fase di training e le istanze della fase di testing:

Scenario	Algoritmi	Features	Istanze Training	Istanze Testing
Bado	8	86	786	393
Caren	8	95	66	34
Magnus	19	37	400	201
Mira	5	143	145	73
Monty	18	37	420	210
Quill	24	46	550	275
Sora	10	483	1333	667
Svea	31	115	1076	538

Tabella 3.1: Scenari presi in esame.

Come si può vedere dalla tabella, visto il ridotto numero di istanze, Caren è stato lo scenario più semplice e di conseguenza il più veloce come tempi di esecuzione per la fase di training, mentre il più complesso e su cui sono state impiegate la maggioranza delle ore di esecuzione è stato Sora. L'approccio utilizzato ha ovviamente influenzato i tempi di esecuzione e anche la macchina sulla quale sono stati effettuati i test seppur con minor peso, possiamo concludere che il metodo *randk* è stato il più veloce, ma producendo risultati instabili, a seguire *simann-mod*. è stato leggermente più lento di *randk*, mentre *simann*, non avendo dei parametri ottimizzati ha impiegato il doppio e in alcuni casi anche il triplo del tempo richiesto da *simann-mod*. Proprio per questo motivo, e per produrre dei risultati in tempo ragionevole, considerando che ogni scenario andava eseguito 10 volte per ogni approccio, abbiamo deciso di introdurre un timeout, dopo il quale l'esecuzione si arrestava e forniva il risultato migliore ottenuto fino a quel momento.

Tuttavia, gli unici scenari in cui abbiamo superato questo timeout sono stati Sora, e in alcuni casi anche Svea, inoltre, l'unico approccio che ha superato il timeout delle 4 ore è stato *simann*; i casi dove Svea ha superato il timeout, si sono registrati tutti e quattro su L_A e sono state le quattro esecuzioni effettuate su questo laptop, le quali hanno riportato rispettivamente un numero di step compiuti pari a 3840, 3800, 3880, 3240. Mentre, nel caso di Sora, entrambe le macchine hanno superato il timeout in tutte le 5 esecuzioni che hanno effettuato, quindi hanno impiegato lo stesso tempo, ma hanno avuto un numero di step compiuti diverso; nel caso di L_A i passi compiuti sono stati circa di 1500 a differenza di L_B che ha avuto una media più vicina a 1800.

Nella tabella 3.2 possiamo vedere in percentuale su quante delle 10 esecuzioni si è superato il limite temporale, nella seconda colonna invece viene mostrata una media di quanti step sono stati compiuti nel caso in cui si eccedeva il tempo limite. Possiamo evidenziare come nel caso di Sora, non si sia arrivati nemmeno a metà del numero di step prefissati, questo spiega il motivo per cui *simann* su «Sora» abbia prodotto un risultato mediamente più basso rispetto agli altri due approcci.

Scenario	δ	avg. step
Svea	40%	3690
Sora	100%	1685

Tabella 3.2: δ = percentuale sulle 10 esecuzioni nella quale si è superato il limite di tempo delle 4h, «avg. step» indica la media di step compiuti nei casi in cui l'esecuzione si è arrestata per timeout

3.3 Prestazioni FS

Per fornire un resoconto su come sono andati gli approcci per la selezione delle feature, abbiamo utilizzato un valore tra 0 ed 1, di cui abbiamo già parlato, ed è chiamato «gap».

Nella tabella 3.3 vi sono i risultati per ogni scenario con ogni approccio utilizzato, tali risultati sono la media dei valori di gap ottenuti durante le 10 esecuzioni, eccetto per *fkvar* dove i risultati presi in esame sono quelli della OASC challenge, in grassetto è evidenziato il risultato medio migliore. Inoltre, nella seconda colonna di ogni approccio implementato, possia-

mo trovare la deviazione standard* I quattro approcci che hanno preso parte all'esperimento sono:

- SUNNY randk: approccio con comportamento casuale, calcola una configurazione di n feature ad ogni passo ed un valore per k , valuta il tutto e tiene il risultato migliore tra 1000 confronti.
- SUNNY simann: approccio che utilizza la tecnica di ottimizzazione di simulated annealing, abbiamo impostato $Tmax$ a 25000.00, $Tmin$ a 2.5 e $steps$ a 4000.
- SUNNY simann-mod: approccio basato su *simann* ma modificato nei parametri, in questo metodo abbiamo calcolato dei parametri più specifici, facendo delle esecuzioni di prova per valutare quali fossero dei parametri accettabili, alla fine abbiamo impostato $Tmax$ a 50000.00, $Tmin$ a 10.00 e $steps$ a 2800.
- SUNNY fkvar: approccio che presenta un metodo di visita sequenziale, parte da una lista di feature inizialmente vuota ed effettua i confronti su tutto l'insieme di feature, scegliendo quella che produce il miglior risultato, in questo modo crea la configurazione cercata, formata da 5 feature e dal miglior valore di k per essa.

Scenario	SUNNY randk		SUNNY simann		SUNNY simann-mod.		SUNNY fkvar
		σ		σ		σ	
Bado	0.7898	0.0517	0.7800	0.0530	0.7900	0.0460	0.8470
Caren	0.7760	0.1575	0.8380	0.1572	0.8476	0.1311	0.9450
Magnus	0.5268	0.0893	0.5890	0.0248	0.6067	0.0981	0.5807
Mira	0.0318	0.3162	-0.1519	0.3141	-0.1604	0.2326	0.4320
Monty	0.6803	0.1362	0.8831	0.1269	0.8751	0.0834	0.9105
Quill	0.7835	0.0679	0.8325	0.0953	0.8331	0.0818	0.5691
Sora	0.2955	0.0904	0.2687	0.0448	0.3556	0.0964	0.1786
Svea	0.5484	0.0895	0.5933	0.0773	0.6213	0.0300	0.6578
Media	0.5540		0.5791		0.5962		0.6401

Tabella 3.3: Gap su ogni singolo scenario e media dei gap tra tutti gli scenari, σ indica la deviazione standard

*Stima della variabilità di una popolazione di dati o di una variabile casuale

In particolare *simann-mod*, differisce da *simann* per i valori della temperatura massima, della temperatura minima e del numero di step da effettuare, è stato quello che si è distinto rispetto agli altri due approcci implementati in quanto a punteggio medio.

Prima analizziamo i 3 metodi da noi implementati, per poi concentrarci sul confronto con *fkvar*; tra i nostri metodi *simann-mod* si è comportato meglio e in particolare ha ottenuto lo score più alto sullo scenario Monty, anche se *simann* ha paradossalmente ottenuto un punteggio migliore; bisogna però tener conto che *simann* ha ottenuto quel risultato con tempi medi di (\approx) 26min, a differenza di *simann-mod* che ne ha impiegati invece (\approx) 14min. Lo scenario dove *simann-mod* ha invece ottenuto un punteggio peggiore è stato Mira, questo scenario è anche stato l'unico, dove l'approccio *randk* ha avuto una resa migliore rispetto ad entrambi gli approcci di simulated annealing.

Il punteggio più alto è stato registrato durante l'ottava esecuzione di «Monty» con *simann* e ha riportato un punteggio di 0.9865, mentre il più basso è stato ottenuto sempre da *simann* sullo scenario «Mira» con un punteggio di -0.8496 .

Calcolando il gap medio su tutti gli scenari il vincitore risulta *simann-mod* con un risultato di 0.5962, a seguire *simann* con un punteggio di 0.5791 ed infine *randk* con 0.5540. Possiamo concludere che l'approccio che ha prodotto i risultati migliori è stato *simann-mod* ed in generale gli approcci di simulated annealing si sono comportati meglio rispetto ad un approccio totalmente casuale.

Riprendendo in esame anche *fkvar*, il metodo presentato alla OASC challenge del 2017, possiamo vedere che è risultato essere l'approccio più efficiente. Il caso che richiama maggiore attenzione si ha sullo scenario Mira dove c'è una grande differenza di punteggio, pari a 0.5924 se confrontato con *simann-mod*, leggermente meglio *randk*, che comunque rimane sotto con una differenza di 0.4002. Parlando di gap finale *fkvar* ne esce vincitore con un punteggio di 0.6401, contro i 0.5962 di *simann-mod* che porta il punteggio medio più alto tra i metodi da noi implementati; dalla tabella 3.3 possiamo notare come a parte *simann-mod* che è riuscito a competere su qualche scenario, *randk* e *simann* non si sono distinti in nessuno scenario, risultando poco competitivi contro il metodo di partenza *fkvar*.

Nel complesso possiamo concludere che l'approccio di simulated annealing se definito con dei buoni parametri produce ottimi risultati soprattutto

con ottimi tempi di esecuzione, in particolare si possono provare diverse temperature per ottenere risultati diversi. Da quello che abbiamo notato durante la sperimentazione, risulta che una temperatura troppo bassa, come nel caso di *simann* non ci permette di esplorare per bene lo spazio delle soluzioni, causando così risultati più instabili, in particolare, in alcuni scenari abbiamo notato differenze di punteggio di 0.4 tra un'esecuzione e l'altra. Se si scelgono invece dei parametri più adeguati, nel nostro caso alzando la temperatura massima, si riesce ad avere una visione più completa ottenendo così dei risultati più stabili; tenendo sempre in considerazione che la nuova mossa dell'algoritmo di simulated annealing viene operata in modo casuale ed in casi particolarmente sfortunati, si possono ottenere ugualmente risultati affetti da rumore.

Conclusione

Lo scopo di questa tesi è stato quello di valutare metodi di selezione per le feature, diversi da quelli che erano già stati proposti, in particolare andando ad evidenziare i benefici che si possono raggiungere introducendo una tecnica di ottimizzazione come simulated annealing e dimostrando che con l'uso di tali tecniche si possono ottenere ottimi risultati in tempi ragionevoli. Ovviamente, questa tesi non si propone come un risultato definitivo, ma lascia aperte varie possibilità tra cui quella di prendere questo metodo come paragone per altre tecniche di FS o anche la possibilità di effettuare modifiche sui parametri delle tecniche di simulated annealing, in particolare si possono variare le temperature e gli step da effettuare per vedere quali risultati si possono produrre, o ancora si può modificare la funzione `move()`, da cui si può decidere se cambiare più feature contemporaneamente, rispetto alla nostra `move()`, che modifica il valore di un'unica feature, o cambiare la probabilità di modifica delle feature rispetto al valore di k , al momento tale valore di scelta è fissato al 30% per la sostituzione della k e al 70% per la sostituzione una feature.

Appendice A

Di seguito possiamo vedere un confronto fra diversi approcci di simann con differenti valori dei parametri, abbiamo impostato il valore degli steps a 2000 e modificato i parametri di temperatura massima e minima, per vedere quanto erano in grado di influire sui risultati. Tuttavia per questioni di tempo, abbiamo svolto l'esperimento senza prendere in considerazione i due scenari più complessi Sora e Svea. I nomi dei 3 approcci con parametri diversi derivano dalla loro temperatura massima, con l'unico scopo di renderli più semplici da identificare:

- Simann 15000: approccio con $T_{max} = 15000.00$, $T_{min} = 1.5$
- Simann 35000: approccio con $T_{max} = 35000.00$, $T_{min} = 15$
- simann 60000: approccio con $T_{max} = 60000.00$, $T_{min} = 5$

Scenario	Simann 15000		Simann 35000		Simann 60000	
		σ		σ		σ
Bado	0.7936	0.0180	0.7878	0.359	0.7911	0.0365
Caren	0.7905	0.0988	0.7309	0.1810	0.8152	0.0935
Magnus	0.5885	0.0672	0.5912	0.0275	0.6049	0.00524
Mira	-0.1508	0.3744	0.0628	0.2543	-0.0641	0.1996
Monty	0.7883	0.1169	0.8666	0.1031	0.8185	0.1518
Quill	0.8118	0.0967	0.8080	0.0975	0.8317	0.0728
Media	0.6036		0.6412		0.6329	

Tabella 3.4: Gap su ogni singolo scenario e media dei gap tra tutti gli scenari, σ indica la deviazione standard

Ringraziamenti

Ringrazio il Prof. Maurizio Gabbrielli per l'opportunità che mi ha offerto e l'aiuto fornitomi durante la fase di stesura della tesi. Un ringraziamento speciale va al Dr. Tong Liu per i consigli e la disponibilità che ha dimostrato in questi ultimi mesi.

Ringrazio la mia famiglia per avermi sostenuto nei momenti più difficili di questo percorso.

Per ultimi ma non meno importanti, ci terrei a ringraziare tutti gli amici che hanno condiviso con me momenti di gioia e di piccole e grandi delusioni.

Bibliografia

- [1] Roberto Amadini, Fabio Biselli, Maurizio Gabbrielli, Tong Liu, Jacopo Mauro. SUNNY for Algorithm Selection: A Preliminary Study. CILC, Jul 2015, Genova, Italy. <hal-01227595>
- [2] Roberto Amadini, Maurizio Gabbrielli, Jacopo Mauro. SUNNY: a Lazy Portfolio Approach for Constraint Solving. TPLP
- [3] Bischl, B. and Kerschke, P. and Kotthoff, L. and Lindauer, M. and Malitsky, Y. and Frech  tte, A. and Hoos, H. and Hutter, F. and Leyton-Brown, K. and Tierney, K. and Vanschoren, J. ASlib: A Benchmark Library for Algorithm Selection In: Artificial Intelligence Journal (AIJ) (2016), (pp. 41–58)
- [4] Roberto Amadini, Fabio Biselli, Maurizio Gabbrielli, Tong Liu, Jacopo Mauro. Feature Selection for SUNNY: a Study on the Algorithm Selection Library. ICTAI, Nov 2015, Vietri sul Mare, Italy. <hal-01227600>
- [5] Tong Liu, Roberto Amadini, Jacopo Mauro. SUNNY with algorithm configuration. Proceedings of Machine Learning Research 79:12-14, 2017
- [6] Marius Lindauer, Rolf-David Bergdoll, Frank Hutter (2016). An empirical study of per-instance algorithm scheduling. Proceedings of the LION10 (pp. 253–259)
- [7] Stuart J. Russell, Peter Norvig. Artificial Intelligence A Modern Approach, (pp. 120-125)
- [8] K-nearest neighbors algorithm, Wikipedia, The Free Encyclopedia.

- [9] Park, M.-W. and Y.-D. Kim. (1998). "A Systematic Procedure for Setting Parameters in Simulated Annealing Algorithms." *Computers & Operations Research* 24(3), 207-217
- [10] Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D.Jr. and Vecchi, M. P., Optimization by simulated annealing. *Science*, 1983, 220, 671-680