

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA

Facoltà di Scienze Statistiche ed Economiche

Corso di Laurea in Scienze Statistiche ed Economiche

Tesi di Laurea

CONTROLLO STATISTICO DELLA QUALITA' PER DATI NON
NORMALI: UN CASO REALE

Relatore : Chiar.ma Prof.ssa Giovanna Capizzi

Laureanda: Carla De Franceschi

ANNO ACCADEMICO 2004-2005

INDICE

Introduzione	5
Capitolo 1 : Il gruppo Safilo S.p.A.	9
1.1 Storia Dell'azienda	9
1.2 Il sistema qualità	12
1.3 Processi produttivi e di supporto	13
1.4 Fasi di lavorazione di un occhiale	14
Capitolo 2: Il caso	19
2.1 I CN esterni	19
2.2 La prova	20
2.3 Analisi esplorativa	21
2.4 Considerazioni sull'analisi esplorativa	25
Capitolo 3: Strumenti per il controllo statistico	27
3.1 Il controllo statistico di processo	27
3.1.2 Carte di controllo per misure singole	28
3.1.3 Le carte EWMA	31
3.2 La capacità di processo	34
3.2.1 Definizione di Cp e Cpk	35
3.2.2 Definizione di Cm e Cmk	37
3.3 Violazione della condizione di normalità: possibili rimedi	38
3.3.1 La trasformazioni di Box-Cox e Yeo-Johnson	39
3.3.2 La famiglia di trasformazioni di Johnson	40

Capitolo 4: Applicazioni ai dati originali	45
4.1 Il test di Shapiro e Wilk	45
4.2 Le carte EWMA	47
4.3 Analisi preliminare	50
4.4 Carte di controllo per i dati originali	50
4.5 Applicazioni della trasformazione di Box-Cox	53
4.6 Applicazioni della trasformazione di Johnson	54
Capitolo 5: Il controllo statistico della qualità per dati non normali	55
5.1 Le carte di controllo non parametriche: vantaggi e svantaggi	55
5.2 La statistica rango standardizzato	56
5.3 Carta EWMA basata sui ranghi	58
5.4 Average Run Length per processi in controllo	58
5.5 Indici di capacità per dati non normali	59
5.6 Indici di capacità basati sulla varianza pesata	60
Capitolo 6 : Applicazioni	63
6.1 Carta EWMA basata sui ranghi standardizzati	63
6.2 Calcolo degli indici di capacità	65
6.3 Indici di capacità: considerazioni e confronti	70
Conclusioni	71
Ringraziamenti	74

Indice

APPENDICE A	75
APPENDICE B	77
APPENDICE C	83
APPENDICE D	87
APPENDICE E	97
BIBLIOGRAFIA	99

INTRODUZIONE

La qualità è un requisito essenziale in tutte le attività siano di produzione o di servizi.

La definizione più completa che si può dare di qualità è: “Capacità di un prodotto o servizio di soddisfare tutti i requisiti, siano essi espliciti o impliciti, richiesti dal cliente”.

Quando si parla di qualità all'interno di un'azienda non la si deve associare all'utilizzo di materiali di lusso o di maggiori servizi che comporterebbero un costo maggiore, ma la si deve intendere come un miglioramento dei processi che producono prodotti e/o erogano servizi, miglioramento che comporta alla fine un risparmio per l'azienda.

Tale requisito è ormai divenuto un elemento necessario per la produttività, soprattutto ai fini della competitività aziendale all'interno di un mercato divenuto ormai globale.

E' ormai noto che per garantire la qualità all'interno di un'azienda non è sufficiente controllare il prodotto finito, ma sono necessarie continue analisi durante tutte le fasi del processo produttivo.

Questi controlli sono molto importanti in quanto permettono di verificare la conformità dei prodotti alle specifiche ed alle tolleranze assegnate in fase di progettazione.

Le verifiche hanno lo scopo di identificare nel più breve tempo possibile fattori di disturbo, di ridurre al minimo la probabilità di realizzare pezzi scarti e di quantificare la capacità (potenziale ed effettiva) dei processi di produrre elementi conformi alle specifiche.

Lo spunto di questa tesi nasce da un'esperienza di stage fatta presso la Safilo S.p.A.

L'obiettivo del lavoro era quello di proporre, accanto agli usuali metodi adottati dall'azienda, alcuni strumenti statistici per il controllo della qualità per poter meglio individuare eventuali fattori di disturbo nella produzione e quindi procedere con gli opportuni interventi di correzione.

L'analisi è stata effettuata su più reparti, in questa tesi viene però presentato il lavoro svolto per un particolare processo produttivo che forse più di altri necessita di interventi.

L'analisi di questo processo si sviluppa in più fasi ed ha messo in evidenza alcuni problemi, primo fra tutti la violazione dei dati dall'ipotesi di normalità.

Questa infatti è una delle condizioni base per poter applicare gli strumenti classici del controllo statistico della qualità (SPC).

La violazione dall'ipotesi di normalità ha dato vita ad un approfondimento delle cause della mancanza di questa condizione e soprattutto alla ricerca di strumenti alternativi come le trasformazioni dei dati o l'utilizzo di carte di controllo non parametriche e indici di capacità per dati non normali.

L'organizzazione della tesi è la seguente. Il capitolo 1 contiene la presentazione dell'azienda, la gestione del sistema di controllo della qualità e la descrizione delle fasi di lavorazione del prodotto.

Nel capitolo 2 viene descritto il caso oggetto di studio e una prima analisi descrittiva del processo.

Il capitolo 3 dà una breve panoramica degli strumenti statistici proposti e utilizzati in fase di analisi.

Nel capitolo 4 vengono applicati gli strumenti proposti e vengono fatte alcune considerazioni sulla loro adeguatezza.

Il capitolo 5 mostra invece le soluzioni scelte per ovviare alla violazione dell'ipotesi di normalità: vengono quindi descritte le carte di controllo non parametriche basate sui ranghi standardizzati proposte da Hackl e Ledolter (1991) e

gli indici di capacità per dati non normali consigliati da Wu, Swain, Farrington e Messimer (1998). Nel capitolo 6 infine si passa all'applicazione di questi strumenti ai dati osservati.

CAPITOLO 1

IL GRUPPO Safilo Spa

1.1 STORIA DELL’AZIENZA:

La storia di SAFILO (Società Azionaria Fabbrica Italiana Lavorazione Occhiali) prende avvio nel 1934 quando il Cavaliere del lavoro Guglielmo Tabacchi rileva da un dissesto finanziario il primo stabilimento italiano produttore di lenti e montature per occhiali da vista, la Società Anonima Ulisse Cargnel & C., fondata a Calalzo già nel 1878, piena espressione della tradizione di occhialeria che in quegli anni stava trovando i primi momenti di consolidamento industriale nell’area del Cadore.

Guglielmo Tabacchi, presidente e direttore generale di Safilo, raccolse l’eredità dell’impresa-matrice dell’occhialeria, portando l’azienda, nel giro di un ventennio, ad una posizione di primo piano in Italia ed in Europa.

Safilo mostra una vocazione internazionale sin dai primi anni: già nel periodo antecedente al secondo conflitto bellico, l’azienda esporta una quota considerevole delle proprie produzioni al di fuori dei confini internazionali, sia in Europa, sia in Nord Africa, nel Medio Oriente, in sud America ed in Australia.

Durante l’occupazione tedesca la fabbrica, che contava circa 300 addetti, doveva produrre un solo tipo di occhiali da inviare in Germania ma parallelamente Safilo continuava a produrre altri articoli di occhialeria, venduti con il marchio Italottica, senza l’autorizzazione tedesca; questa tattica portò il nome dell’azienda in una posizione di rilievo nel settore.

Nel 1945-46 Guglielmo Tabacchi ampliò la gamma prodotta da Safilo ed iniziò l'espansione commerciale soprattutto nei mercati dell'Europa Centrale, degli Stati Uniti e dell'Australia.

Negli anni '50 Safilo, che contava 400 dipendenti, era l'unica azienda a produrre l'occhiale completo ed aveva filiali a Milano (aperta nel 1949) e Roma (1958) oltre ad una vasta rete di rappresentanze in numerosi paesi del mondo.

Nel 1964, al fine di collocarsi vicino alle grandi arterie di comunicazione internazionale e di garantire un adeguato tasso di sviluppo viene aperto lo stabilimento di Santa Maria di Sala in provincia di Venezia, dove è trasferita l'intera produzione di montature in acetato di cellulosa e viene costruita la Divisione Ricerca ancora oggi fiore all'occhiello dell'intero Gruppo.

In seguito le dimensioni del nuovo stabilimento vengono raddoppiate per accogliere anche uffici amministrativi, mentre lo stabilimento di Calalzo amplia, intorno agli anni '70, la sua superficie produttiva ed aumenta la forza occupata.

Al fine di assicurare il massimo coordinamento dell'azione manageriale ed il controllo delle fasi critiche della progettazione e distribuzione, nel 1973 viene costruito il Centro Servizi di Padova, dove sono stati trasferiti nel 1975 il settore distributivo dei prodotti e nel 1977 gli uffici amministrativi e commerciali.

Sempre nel 1977 viene costruita, in Belgio, la prima società estera di commercializzazione dei prodotti Safilo, cui seguiranno Olanda, Danimarca, Spagna, Germania e Francia.

Nel 1982 nasce lo stabilimento produttivo di Precenicco che si specializza nella lavorazione di montature in iniettato sfoggiando un reparto di verniciatura e coloritura all'avanguardia che tuttora serve anche gli stabilimenti del Gruppo.

Nel 1983 nasce a Martignacco (UD) la Friulplastica, azienda che ancora oggi fornisce gli stabilimenti del Gruppo di minuterie in metallo, precedentemente acquistati in Svizzera e in Germania. Lo stabilimento di Martignacco presenta

inoltre un officina per la realizzazione di attrezzature e macchine che distribuisce anche agli altri stabilimenti del Gruppo.

Nel 1984 prevedendo il successo delle linee moda anche nel settore dell'occhialeria, il Gruppo Safilo entra in nuovi segmenti di mercato collocati nell'area del "firmamento". E' la nascita di Optifashion, l'azienda che commercializza i noti marchi Gucci, Polo Ralph Lauren, Dior, Diesel, Valentino, Oliver by Valentino, Max Mara, Pier Garden, Burberry e molti altri.

Nel 1980 il Gruppo Safilo, che già possedeva il 50% della Sterline Optical Corp americana, ne acquista il restante 50%, assicurandosi così il totale controllo di una delle più importanti aziende commerciali degli U.S.A. nel settore dell'occhialeria.

Il supporto finanziario allo sviluppo di Safilo è venuto a partire dal 1987 anche dalla quotazione del titolo alla Borsa Valori di Milano; nello stesso anno viene inoltre effettuata l'acquisizione di Oxsol, importante azienda che opera nel settore degli occhiali da sole.

Durante il 1988 viene acquistata a Padova un'area di 25000 mq. con annesso fabbricato, dove verranno concentrate tutte le direzioni, gli uffici e i centri stile del Gruppo Safilo. Alla fine dello stesso anno viene inoltre acquisita Otique Du Monde, una società commerciale americana, licenzitaria del marchio Polo Raph Lauren.

Nel 1991 viene inaugurato un nuovo stabilimento a Longarone (dove si producono montature in metallo, alluminio e titanio), che costituisce oggi una delle realtà tecnologicamente più avanzate a livello mondiale nel settore dell'occhialeria.

Dal 1993, anno in cui Vittorio Tabacchi è diventato presidente del Gruppo, l'azienda è cresciuta a ritmi continui: la società, tradizionalmente forte nell'ottica, che significa soprattutto montature per occhiali da vista, a partire dal '92/93 ha virato sensibilmente verso l'occhialeria da sole, incrementando gli accordi di licenza e la sua quota di mercato nell'occhialeria legata al mondo della moda, nel

1996 vengono così assorbite l'austriaca Carrera e l'australiana Smith, leader nei rispettivi mercati.

Lo stabilimento Carrera optyl, con sede a Traun (ora chiusa), già dal 1974 aveva avviato i rapporti con Safilo fornendo al Gruppo montature in metallo per alcuni prodotti griffati (sua era l'esclusiva della produzione Christian Dior).

Sempre nel 1996 la sede di Padova e lo stabilimento di Longarone ottengono la certificazione ISO 9002; certificazione che sarà estesa agli altri stabilimenti solo nel novembre del 2000.

Nel 1997 Safilo, con l'acquisizione di Safilo Industrie assume la struttura produttiva attuale, che vede affiancare alla sede centrale di Padova gli stabilimenti produttivi: Santa Maria di Sala, Longarone, Precenicco, Calalzo, Martignacco, Udine e Ormoz.

Dal 2000 è diventato operativo il nuovo centro distributivo di Padova che, utilizzando innovative tecnologie di movimentazione delle merci, governa la distribuzione dei prodotti Safilo per l'Europa intera direttamente al cliente.

Safilo Group, con circa 5.000 dipendenti e un fatturato di oltre 600 milioni di euro, è oggi leader mondiale nel settore imponendo la sua presenza in oltre 100 paesi del mondo e commercializzando i prodotti attraverso proprie filiali e distributori esclusivi.

1.2 IL SISTEMA QUALITA'

La Safilo S.p.A. attua un'attenta politica per la gestione della qualità in modo da garantire la piena soddisfazione del cliente.

La direzione commerciale è organizzata in modo da trasmettere al responsabile per l'assicurazione della qualità tutte le informazioni e i dettagli per quanto

riguarda la realizzazione del prodotto in modo da garantire la piena soddisfazione delle esigenze del cliente.

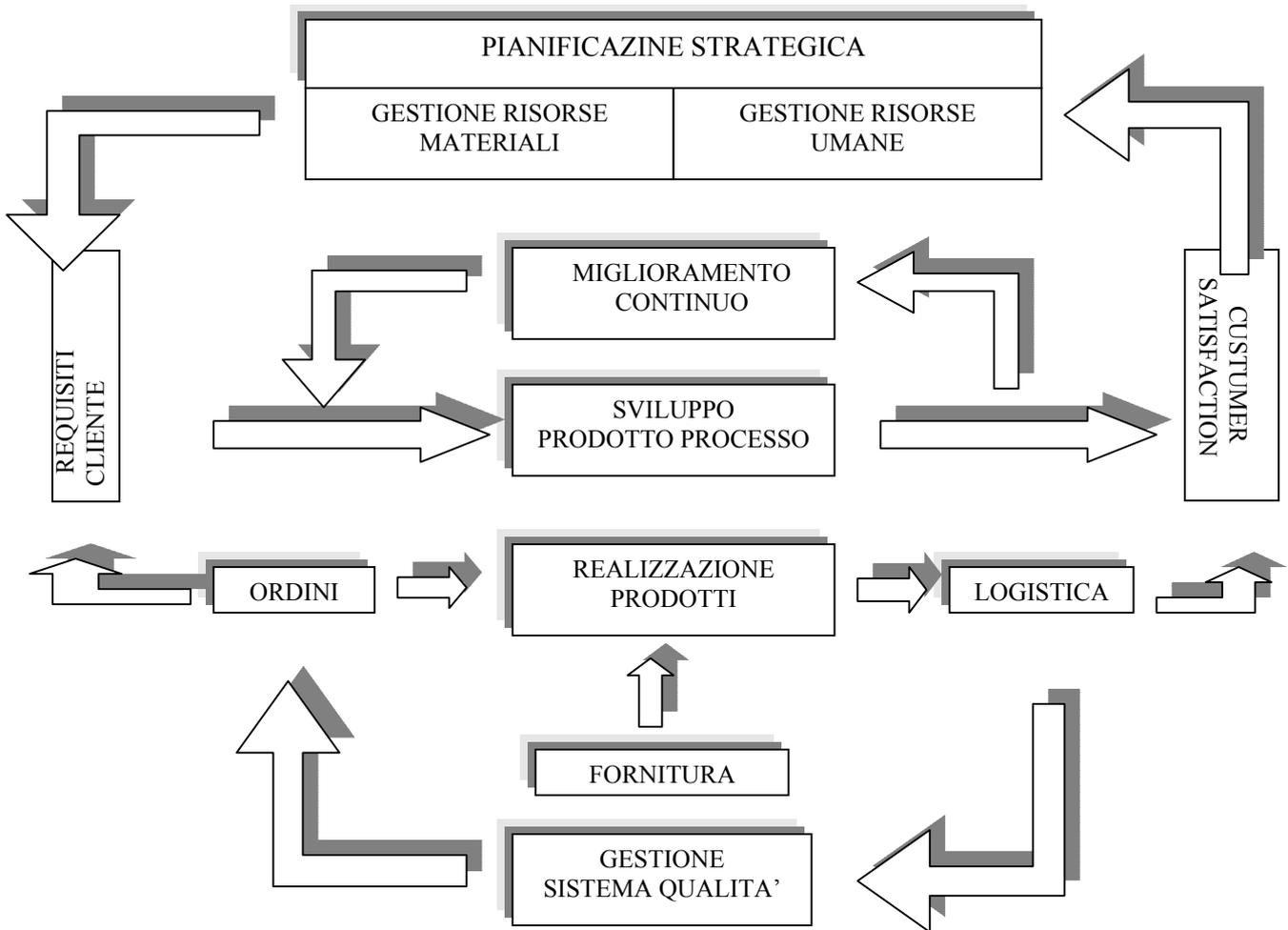


Fig.1.a Il sistema gestione qualità

1.3 PROCESSI PRODUTTIVI E DI SUPPORTO

Ogni processo è una sequenza di attività tra loro correlate o è un'attività che ha elementi in entrata o in uscita.

Per attuare un efficiente sistema di gestione per la qualità l'organizzazione deve identificare quali sono i processi necessari a realizzare prodotti che soddisfino i requisiti del cliente e capire come questi processi sono interrelati tra loro (gli elementi in uscita da un processo possono costituire gli elementi in entrata per uno o più processi). In questo modo posso stabilire quali sono i requisiti che devono avere i prodotti in uscita da ogni processo e identificare le attività, le modalità di esecuzione, le risorse sia umane che materiali (competenze con apparecchiature idonee) e le misure di controllo necessarie per soddisfare tali requisiti.

Mentre i processi di realizzazione generano prodotti che aggiungono valore all'organizzazione, i processi di supporto, anche loro necessari all'organizzazione, aggiungono valore indirettamente. Tra i processi di supporto figurano il passaggio delle informazioni, la manutenzione dei macchinari, l'addestramento del personale e soprattutto tutte le attività di verifica e di controllo che interessano un po' tutti i processi produttivi e i prodotti che ne scaturiscono.

E' importante sapere quali sono le variabili da controllare in relazione ai requisiti del cliente (o a quelle delle lavorazioni successive), punti critici della funzionalità del prodotto e dei processi produttivi. Una volta definite le variabili da controllare è importante stabilire per ognuna dei limiti di specifica, che rappresentano uno spartiacque tra prodotti conformi e non.

L'ufficio tecnico ha identificato le caratteristiche da controllare sui prodotti e le specifiche relative, mentre l'ufficio qualità ha predisposto un adeguato piano di controllo in accettazione e *by process* (durante il processo produttivo) a cui segue il collaudo finale.

1.4 FASI DI LAVORAZIONE DI UN OCCHIALE

Le componenti principali di un occhiale sono: le aste, il frontale e le lenti.

Pur avendo una struttura piuttosto semplice, l'occhiale, prima di diventare tale, necessita di numerose e a volte complicate lavorazioni. E' importante che durante tutte le fasi di lavorazione le varie componenti dell'occhiale rispettino le specifiche date in quanto nella fase successiva si potrebbero creare dei problemi: nella fase finale di montaggio si verifica che l'asta o il frontale sporgono rispetto alla montatura complessiva o la lente non riesce a inserirsi correttamente.

Durante la durata dello stage non è stato seguito il processo produttivo delle lenti, di seguito ho descritto solamente le fasi di lavorazione subite da aste e frontali.

Il materiale arriva in lunghe lastre di acetato del quale bisogna assicurarsi sia della giusta tonalità (mediante comparazione con campioni) e che lo spessore delle lastre sia quello richiesto. Successivamente le lastre di acetato vengono tagliate in listelli, più o meno larghi a seconda se diventeranno aste o frontali, a questo punto aste e frontali subiranno lavorazioni diverse. Solo alla fine dei rispettivi processi saranno uniti.

Di seguito è riportato uno schema esemplificativo dei processi a cui sono sottoposte rispettivamente aste e frontali ed una breve descrizione delle lavorazioni.

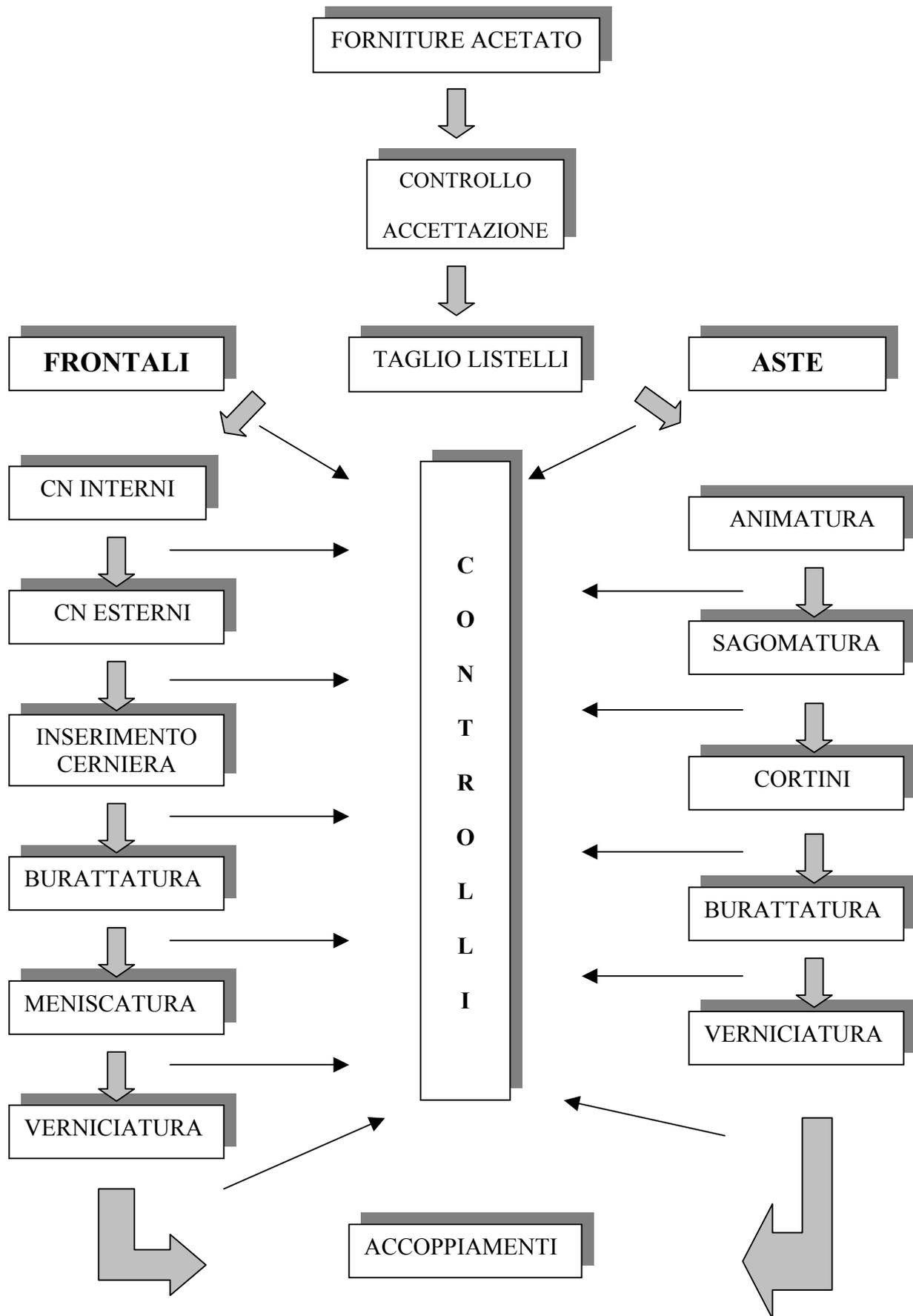


Fig. 1.b Schema dei processi produttivi

I listelli più grandi, destinati a diventare frontali, subiscono una prima fase di foratura interna mediante macchine a controllo numerico dove si ricavano gli occhi (CN interni), successivamente la lastra è sottoposta ad una fresatura esterna sempre con macchine a controllo numerico (CN esterni) che le conferisce la forma finale grezza. In seguito, nella lavorazione di inserimento cerniera, vengono inserite le cerniere, fondamentali per l'accoppiamento con l'asta. La fase successiva, burattatura, consiste nello smussare gli angoli mettendo il frontale all'interno di urne che contengono dei legnetti che mediante l'aggiunta di materiale abrasivo operano un arrotondamento delle parti spigolose. Si passa poi alla meniscatura che è la lavorazione che conferisce al frontale la forma un po' curvata del viso. Dopo ciò il frontale viene verniciato ed infine è pronto per l'accoppiamento con l'asta.

I listelli meno larghi sono invece destinati a diventare aste. La prima fase che si incontra è quella dell'animatura che consiste nell'inserire un'animella in metallo nel listello di acetato per consentire l'accoppiamento con il frontale. Successivamente si passa alla fase di sagomatura che consiste nel fresare il listello conferendogli la forma finale grezza. La fase successiva, chiamata cortini (dal nome della macchina che fa questa lavorazione), opera delle piccole incisioni nella parte esterna dell'asta che serviranno per inserire le guarnizioni. Anche le aste, come i frontali, subiscono la lavorazione della burattatura e verniciatura per essere infine pronte per l'accoppiamento.

Durante la lavorazione i pezzi sono controllati secondo un piano di campionamento, specifico per ogni fase, per verificare la presenza di difetti.

CAPITOLO 2

IL CASO

Durante lo stage è stato preso in particolare considerazione il processo produttivo dei CN esterni, ne do una descrizione più accurata e ne spiego brevemente il motivo.

2.1 I CN ESTERNI

I CN esterni sono macchine a controllo numerico dove lavorano contemporaneamente tre linee (o teste). I listelli sono inseriti su dei caricatori, uno ad uno vengono presi da delle “manine” e posti su delle piastre dove ci sono dei dischi ad espansione che vanno a inserirsi nei fori del listello, che corrispondono agli occhi, e che servono per tenere saldo l’occhiale durante la lavorazione.

Una volta posizionati i frontali comincia il lavoro delle frese; queste eliminano il materiale in eccesso fino a fare acquisire al listello la forma voluta, ossia quella del frontale grezzo. Le frese lavorano in base alle istruzioni che ricevono dai programmi caricati nel computer delle macchine e che sono specifici per ogni modello di occhiali che si desidera ottenere.

A seconda del modello si vanno poi a rilevare le quote che questo deve rispettare. Ai fini di un corretto accoppiamento, tra le quote più importanti in qualsiasi modello di occhiale troviamo: lo spessore del muso, il centraggio della sede cerniera (che si divide in decentramento superiore, inferiore ed esterno), la profondità della sede, l’incisione muso, la lunghezza sede e la larghezza sede.

Nella fase di accoppiamento tra aste e frontali spesso si presentava la situazione in cui tra le due componenti c'era uno scalino più o meno vistoso. Causa di questo problema era forse il mancato rispetto delle quote prima descritte, in particolare la posizione della sede.

In fase di fresatura, nella parte esterna del frontale, viene fatto un piccolo foro all'interno del quale sarà inserita la cerniera necessaria per l'accoppiamento con l'asta: se la sede per la cerniera non è abbastanza profonda o è spostata più in alto, più in basso o è troppo esterna l'asta sporgerà rispetto alla montatura complessiva.

Questo difetto comporta una ulteriore fase di lavorazione nella quale si tenta di appianare il dislivello tra le due componenti (aste e frontali); poiché questa lavorazione implica un rallentamento della produzione si sono ricercate le cause di queste problematiche in modo da prevenirle. Le cause si possono riassumere in: quote aste non conformi o quote frontali non conformi.

Da precedenti analisi si era potuto verificare che il processo produttivo delle aste non presentava grossi problemi, mentre le lavorazioni subite dai frontali mostravano vistosi limiti. Poiché la prima grossa trasformazione che subiscono i frontali avviene appunto nei CN esterni, è stato deciso di fare un'analisi più approfondita di questo reparto.

2.2 LA PROVA

Una volta individuato nella lavorazione dei CN esterni la causa del maggior numero di non conformità si è deciso di procedere con una verifica delle potenzialità del processo dopo averlo sottoposto ad una manutenzione più accurata, ad una maggiore attenzione nell'attrezzare la macchina e utilizzando un operatore addestrato.

L'obiettivo della prova era quello di ricavare più informazioni possibili sulla stabilità e sulla capacità del processo in esame, a tale scopo si è scelto un ordine di pezzi più numeroso possibile, circa 135 listelli, in modo da avere a disposizione un numero sufficiente di osservazioni per le tre teste. Tutti i pezzi della lavorazione sono stati numerati e divisi per testa in modo da avere informazioni sia sull'andamento del processo in funzione del tempo sia sulle differenze tra le tre teste.

Una volta terminata la lavorazione sono state rilevate per ogni pezzo, sia per la parte destra sia per la parte sinistra, le quote elencate nel paragrafo 2.1. L'analisi proposta in questa tesi si riferisce però solo alle seguenti variabili: profondità sede, decentramento superiore sede, decentramento inferiore sede, decentramento esterno sede.

Nel prossimo paragrafo riporto i risultati dell'analisi descrittiva dei dati prima di passare al controllo statistico di processo.

2.3 ANALISI ESPLORATIVA

Come descritto nel paragrafo 2.1 i CN esterni sono macchine a controllo numerico dove lavorano contemporaneamente tre linee che eseguono i comandi dettati da un unico programma. Durante la raccolta è stata fatta distinzione tra i pezzi che provengono dalla testa A, B, C; i dati sono inoltre stati divisi a seconda della posizione da cui è stata rilevata la quota, se la parte destra o sinistra del frontale.

In fase iniziale di analisi, prima di procedere al controllo statistico di processo, è interessante verificare se queste due variabili, testa e posizione, influiscono sul processo. Infatti in un processo in controllo ci si aspetta che questi fattori non

abbiano effetto sulla produzione e che quindi le differenze tra i pezzi siano dovute al caso. Vediamo come il fattore testa e posizione influenzano i dati.

Profondità sede

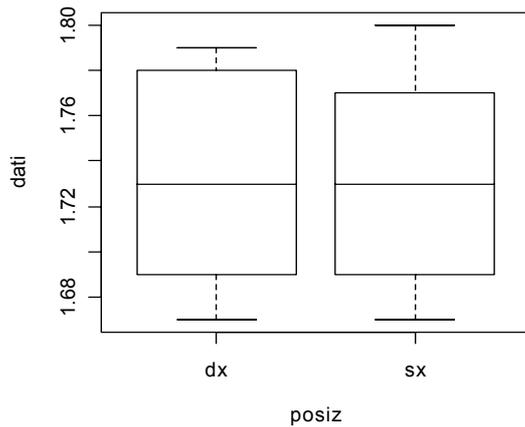


Fig. 2.a. Differenza tra posizione destra e sinistra

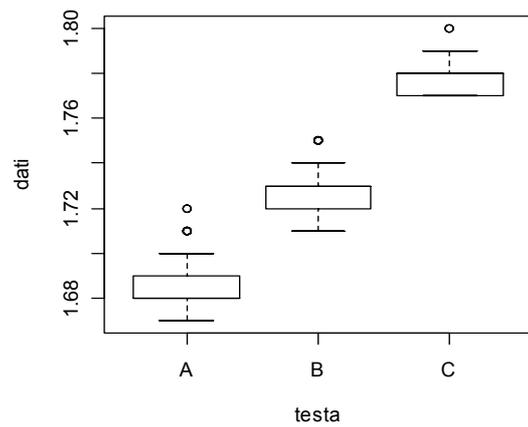


Fig. 2.b. Differenza tra testa A, B e C

Decentramento superiore

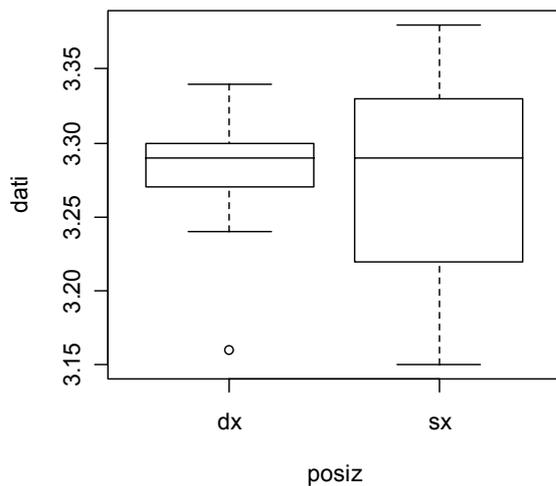


Fig. 2.c. Differenza tra posizione destra e sinistra

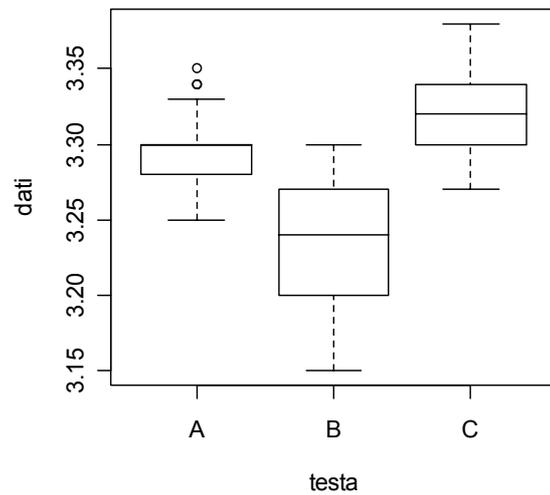


Fig. 2.d. Differenza tra testa A, B e C

Decentramento inferiore

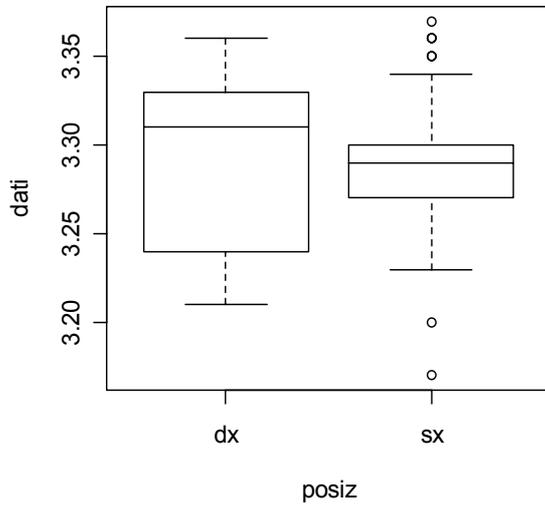


Fig. 2.e. Differenza tra posizione destra e sinistra

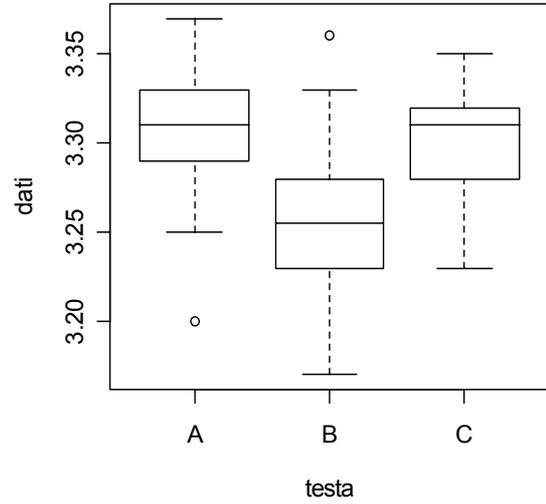


Fig. 2.f. Differenza tra testa A, B e C

Decentramento esterno

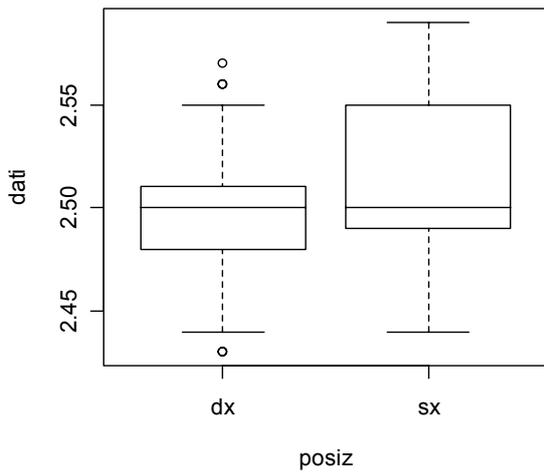


Fig. 2.g. Differenza tra posizione destra e sinistra

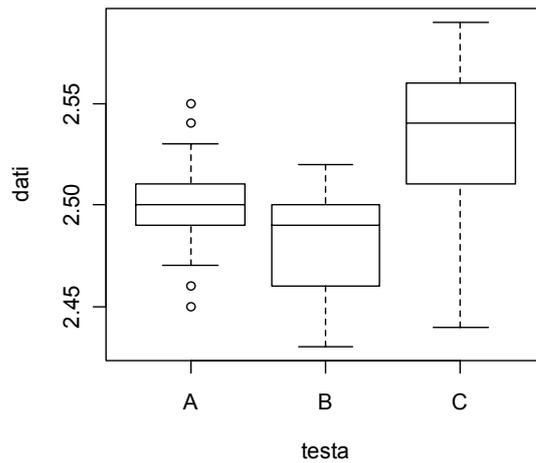


Fig. 2.h. Differenza tra testa A, B e C

La profondità sede non presenta differenze tra le quote rilevate dalla parte destra o sinistra (fig. 2.a.), notevole influenza ha invece la testa di provenienza (fig. 2.b.).

Diversa è la situazione del decentramento superiore: i pezzi provenienti dalla testa A e C possono considerarsi uguali, diversamente quelli prodotti dalla testa B (fig. 2.d.). Anche la posizione influisce su questa quota, la parte destra risulta significativamente diversa dalla parte sinistra.

Nel decentramento inferiore la testa A e C possono considerarsi uguali, diversamente la testa B (fig. 2.f.). Quote misurate nella parte destra differiscono significativamente dalle quote rilevate nella parte sinistra (fig.2.e.).

Come per le quote precedenti, nel decentramento esterno il fattore testa risulta essere discriminante (fig.2.h.), mentre il fattore posizione non ha nessuna influenza (fig.2.g.).

2.4 CONSIDERAZIONI SULL'ANALISI ESPLORATIVA

Questa prima analisi descrittiva ha messo in evidenza un processo fortemente influenzato dai due fattori: la testa di provenienza e la posizione di rilevazione. Per avere un'ulteriore e più approfondita conferma provo a verificare se vi è relazione o meno tra le quote prese in considerazione e i fattori testa e posizione sopra descritti adottando il seguente modello:

$$\text{dati} = \alpha + \beta \text{ testa} + \gamma \text{ posizione} + \delta \text{ testa:posizione} + \varepsilon \quad (1)$$

In questo modo si cerca di capire quanta parte della variabilità della variabile risposta viene spiegata dal fattore *testa* e dal fattore *posizione* e dall'interazione tra

queste, inoltre la (1) permette di verificare se l'effetto della posizione cambia al cambiare della testa.

I risultati, riportati per intero nell'appendice A, devono essere così valutati: la testa usata come termine di confronto è la testa A, la posizione è invece la destra. I risultati ottenuti confermano quanto dedotto dall'analisi descrittiva con l'aggiunta di alcune considerazioni che riguardano l'effetto del fattore di interazione.

In particolare per la quota profondità sede vediamo che al variare del fattore testa il fattore posizione mantiene costante la sua influenza, mentre nel decentramento superiore ed esterno al variare del fattore testa varia l'influenza del fattore posizione. Nel decentramento inferiore l'influenza della posizione è uguale sia per la testa A sia per la testa C, mentre la testa B si comporta diversamente dalle due precedenti.

Per quanto riguarda la quota profondità sede, è conveniente considerare i dati distintamente per ogni testa. Nel decentramento inferiore potremo trattare insieme le teste A e C facendo però distinzione tra destra e sinistra, la testa B sarà analizzata a parte specificando le due posizioni. Quanto al decentramento superiore ed esterno le tre teste dovranno essere considerate separatamente tenendo in considerazione la posizione.

Nel seguente capitolo descrivo brevemente gli strumenti e le ipotesi che sono alla base del controllo statistico di processo.

CAPITOLO 3

STRUMENTI PER IL CONTROLLO STATISTICO

3.1 IL CONTROLLO STATISTICO DI PROCESSO

Per quanto due manufatti siano simili, non saranno mai perfettamente uguali, poiché il risultato di un processo produttivo è determinato da molteplici cause.

Shewhart (1924) dedusse un aspetto molto rilevante ai fini della qualità: ossia tutti i processi producono dei risultati che variano e questa variabilità può essere divisa in due classi:

- a) cause accidentali e
- b) cause identificabili.

Queste cause introducono un livello di variabilità nelle caratteristiche, la qualità dipende dall'aumentare di questa variabilità.

Le cause cosiddette “accidentali” o “non identificabili” sono di scarsa influenza e possono essere considerate come tipiche del processo stesso, le cause “identificabili” producono invece effetti più rilevanti che possono influenzare l'equilibrio dei processi e pertanto devono essere eliminate.

Le cause identificabili possono essere raggruppate in 5 categorie:

1. uomo,
2. macchina,
3. metodo,
4. materiale,
5. ambiente.

Affermiamo che un processo è in controllo quando è influenzato solo da cause accidentali.

Uno degli obiettivi principali del controllo statistico di processo è di individuare il più velocemente possibile il verificarsi di fattori specifici, le carte di controllo sono uno strumento ampiamente usato per questi scopi.

Questi strumenti servono inoltre a eliminare la variabilità all'interno del processo stesso: per quanto non sia possibile eliminarla completamente, le carte di controllo costituiscono un mezzo efficace per ridurla il più possibile.

Durante lo stage sono state utilizzate differenti tipi di carte di controllo a seconda della proprietà dei dati.

In particolare si è fatto uso delle carte di controllo per misure singole, semplici e di immediata comprensione. E' stata inoltre proposta la carta Ewma, robusta alla non normalità e adatta per rilevare piccoli shift nel processo.

Diamo quindi una breve descrizione delle caratteristiche di questi strumenti e delle condizioni necessarie per usarli.

3.1.2 CARTE DI CONTROLLO PER MISURE SINGOLE

Data una caratteristica misurabile rilevata da un prodotto finito, si vuole accertare che la distribuzione di questa variabile rimanga costante nel tempo, ciò significa poterne monitorare sia la media sia la varianza.

Le carte per misure singole permettono di sorvegliare contemporaneamente questi due parametri. Questo genere di carte si applica quando il tasso di produzione è basso o quando le variabili oscillano molto poco e la deviazione standard è molto piccola rispetto alla globalità della produzione (Montgomery, 1996).

L'esame è fatto su n dei campioni, poiché i parametri μ e σ non sono noti e devono essere stimati, di conseguenza quello che controlliamo è il valore campionario del parametro che identifica la distribuzione della caratteristica in esame.

Le carte per misure singole prevedono che il parametro da monitorare siano le singole osservazioni. Una stima della varianza sarà basata sui range mobili.

In particolare date m osservazioni, i parametri di interesse sono così stimati:

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_m}{m} \quad (2)$$

$$\overline{MR} = \frac{MR_1 + MR_2 + \dots + MR_m}{m} \quad (3)$$

dove $MR_t = |x_t - x_{t+1}|$.

Ne segue che i limiti di controllo per la carta per misure singole sono:

$\begin{aligned} \text{UCL} &= \bar{x} + L \frac{\overline{MR}}{d_2} \\ \text{CL} &= \bar{x} \\ \text{LCL} &= \bar{x} - L \frac{\overline{MR}}{d_2} \end{aligned}$	(4)
--	-----

Mentre i limiti di controllo per la carta MR sono:

$$\begin{aligned}
 \text{UCL} &= \overline{MR} + L d_3 \frac{\overline{MR}}{d_2} \\
 \text{CL} &= \overline{MR} \\
 \text{LCL} &= \overline{MR} - L d_3 \frac{\overline{MR}}{d_2}
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

Le costanti d_2 e d_3 sono costanti tabulate in base alla numerosità campionaria, n . Sostituendo $L = 3$ si può dire che l'intervallo contiene il 99,73 % delle osservazioni e quindi un valore al di fuori sarà indizio di una causa sistematica.

Le carte di controllo avranno un grafico la cui linea centrale corrisponde al valore di CL, mentre i limiti superiore e inferiore corrispondono rispettivamente ai valori assunti da UCL e LCL; in ordinata sono riportati i valori della statistica di interesse monitorata (x_i o MR), mentre in ascissa il numero sequenziale dei campioni.

Bisogna ricordare che nel grafico per la variabile MR i dati sono correlati quindi non è insolito osservare andamenti regolari o ciclici, tuttavia un'attenta analisi può beneficiare delle informazioni contenute in questa carta (Montgomery, 1996).

Il numero di campioni che bisogna raccogliere prima che sia dato il primo segnale di fuori controllo è una variabile casuale chiamata *Run Length*.

Una misura dell'efficienza delle carte di controllo è il valore atteso della distribuzione della *Run Length*, chiamata *Average Run Length* (ARL). Più efficiente è la carta e meno falsi allarmi saranno lanciati quando il processo è sotto controllo.

3.1.3 LE CARTE EWMA

Le carte Shewhart appena illustrate hanno un grosso limite: esse fanno uso solamente dell'informazione sul processo contenute nell'ultimo istante di osservazione.

Le carte EWMA, carte a medie mobili pesate esponenzialmente (Roberts, 1959), costituiscono a tal proposito un'utile alternativa, fanno infatti uso delle informazioni precedenti rendendo sensibile la carta a piccole modifiche del livello medio del processo.

La statistica di controllo consiste in una media mobile ponderata delle osservazioni passate, dove viene assegnato a ciascun valore un peso, e si definisce nel seguente modo:

$$z_i = \lambda x_i + (1 - \lambda) z_{i-1} \quad (6)$$

dove $0 < \lambda \leq 1$ è una costante e il valore iniziale $z_0 = \bar{x}$ è la stima del valore di riferimento ignoto μ_0 .

Se sostituiamo ricorsivamente gli z_{i-1} con i rispettivi valori otteniamo:

$$z_i = \lambda \sum_{j=0}^{i-1} (1 - \lambda)^j x_{i-j} + (1 - \lambda)^i z_0 \quad (7)$$

I pesi $(1 - \lambda)^j$ decrescono in progressione geometrica e la loro somma è pari all'unità.

Se gli x_i sono determinazioni di variabili casuali indipendenti di varianza comune σ^2 , la varianza della statistica EWMA è pari a:

$$\sigma_{z_i}^2 = \sigma^2 \left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) \left[1 - (1 - \lambda)^{2i} \right] \quad (8)$$

Il termine $1 - (1 - \lambda)^{2i} \rightarrow 1$ per $i \rightarrow \infty$, ne consegue che il valore asintotico della varianza è:

$$\sigma_{z_i}^2 = \sigma_0^2 \left(\frac{\lambda}{2 - \lambda} \right) \quad (9)$$

I limiti di controllo per la carta EWMA sono:

$$\begin{aligned} \text{UCL} &= \bar{x} + L \sigma \sqrt{\frac{\lambda}{(2 - \lambda)}} \left[1 - (1 - \lambda)^{2i} \right] \\ \text{CL} &= \bar{x} \\ \text{LCL} &= \bar{x} - L \sigma \sqrt{\frac{\lambda}{(2 - \lambda)}} \left[1 - (1 - \lambda)^{2i} \right] \end{aligned} \quad (10)$$

Al crescere di i i limiti di controllo della carta EWMA si stabilizzano intorno ai valori asintotici:

$$\begin{aligned} \text{UCL} &= \bar{x} + L \sigma \sqrt{\frac{\lambda}{(2 - \lambda)}} \\ \text{CL} &= \bar{x} \\ \text{LCL} &= \bar{x} - L \sigma \sqrt{\frac{\lambda}{(2 - \lambda)}} \end{aligned} \quad (11)$$

Come stima di σ possiamo usare \overline{MR} / d_2 , dove \overline{MR} è la media dei range mobili.

La scelta dei parametri L e λ è importante, con il primo si stabilisce l'ampiezza dei limiti, con il secondo si stabilisce il peso che si vuole dare all'informazione passata. Diversi studi di carattere teorico sono stati svolti da Crowder (1987), Lucas e Saccucci (1990) dai quali si ricavano tabelle dei valori di ARL per diversi valori di λ e L . In generale si è trovato che per valori di λ compresi nell'intervallo 0,05 – 0,25 la carta EWMA dà buone prestazioni nel riuscire a segnalare piccoli spostamenti del livello medio del processo. Si è inoltre riscontrato che per $\lambda > 0,1$ utilizzare $L = 3$ costituisce una scelta particolarmente ragionevole [Montgomery, 1996].

Data la struttura della EWMA, si possono ricavare molte proprietà: è adatta per l'individuazione di salti di entità limitata, è robusta rispetto alla non normalità delle singole misure, considera la correlazione tra osservazioni passate, evidenzia trend di deriva anche con poche osservazioni, è ideale infine per carte per misure singole.

Un altro vantaggio della carta EMWA è che necessita di un solo grafico dove sono riportati i valori della statistica z_i in funzione del numero di campioni i , la linea centrale e i limiti di controllo superiore e inferiore assumeranno i valori di CL, UCL, LCL rispettivamente.

Quando il processo è in controllo la statistica campionaria fluttua attorno al valore medio.

La procedura di ponderazione introduce una certa inerzia: la carta EWMA non reagisce in maniera veloce a bruschi cambiamenti, i suoi valori si spostano lentamente verso un nuovo livello seguendo il cambiamento nel processo, l'individuazione di un cambiamento si basa sull'identificazione di un trend nel valore della statistica e non solo sulla segnalazione di fuori controllo.

3.2 LA CAPACITA' DI PROCESSO

Dopo aver verificato se il processo è in controllo, che sia quindi stabile e prevedibile, un'informazione importante sull'abilità del processo di produrre prodotti conformi alle specifiche è dato dagli indici di capacità.

Gli indici di capacità mettono a confronto la variabilità naturale del processo, una volta eliminate le eventuali cause identificabili, con le specifiche stabilite dagli ingegneri durante la progettazione del prodotto. La variabilità può essere interpretata come istantanea (variabilità naturale o riferita ad uno specifico istante) o nel tempo (relativa a più momenti).

L'idea generale che corre accanto agli indici di capacità è di mettere a confronto quello che il processo “vorremmo facesse” con quello che “realmente sta facendo”. Quindi quello che il processo “sta realmente facendo” si riferisce alla variabilità del processo, infatti più bassa è la variabilità del processo, più basso sarà il numero di prodotti che escono dall'intervallo di specifica.

L'intervallo di specifica riflette i confini dell'utilizzabilità del prodotto secondo i requisiti richiesti dal cliente ed è in ogni modo indipendente dall'andamento naturale del processo. Abbiamo quindi un limite superiore di specifica, USL, ed uno inferiore, LSL, il valore nominale è il valore ottimale per la caratteristica in questione.

Attraverso l'analisi della capacità si può prevedere come un processo ben regolato possa rispettare determinate tolleranze, assistere i tecnici nelle modifiche del processo, indicare la frequenza di campionamento per il controllo di processo, specificare i limiti di validità delle nuove apparecchiature introdotte nel processo, pianificare le sequenze del processo produttivo quando vi è un effetto interattivo del processo sulle tolleranze, ridurre la variabilità del processo di fabbricazione.

3.2.1 DEFINIZIONE DI C_p E C_{pk}

L'indice C_p , introdotto da Juran nel 1974, è stato calcolato per dare una misura indiretta della potenziale capacità del processo di soddisfare le specifiche.

Prima di dare una definizione dell'indice C_p è opportuno dire quali sono le condizioni in base alle quali ottenere delle informazioni corrette:

- a) i dati devono seguire una distribuzione normale: $N(\mu, \sigma^2)$,
- b) i dati devono essere incorrelati,
- c) il processo deve essere sotto controllo.

A questo punto il C_p può essere definito come:

$$C_p = \frac{USL - LSL}{6\sigma} \quad (12)$$

i valori di x fuori dai limiti di specifica sono definiti “non conformi”.

E' facile intuire che più la variabilità del processo è bassa, più l'indice sarà grande, il valore di C_p più comunemente accettato come limite inferiore per determinare se un processo sia capace è $C_p=1,33$.

L'indice di capacità C_p ha tuttavia un grosso limite: non tiene conto di dove si posiziona la media del processo rispetto all'intervallo di specifica, infatti era stato notato che pur avendo una variabilità naturale bassa, e quindi un C_p grande, le percentuali di prodotti non conformi era alto. Proprio per sopperire a questa lacuna è stato creato l'indice C_{pk} , da definirsi, sotto le stesse condizioni del C_p , come:

$$C_{pk} = \frac{\min\{USL - \mu, \mu - LSL\}}{3\sigma} \quad (13)$$

In generale, se $C_p = C_{pk}$, il processo è centrato rispetto all'intervallo di specifica, mentre quando $C_{pk} < C_p$ il processo è non centrato.

Così, viene solitamente affermato che C_p misura la capacità potenziale del processo, mentre C_{pk} la capacità effettiva .

La deviazione standard σ è incognita, come stima possiamo usare \overline{MR} / d_2 , dove \overline{MR} è la media dei range mobili.

Esistono poi dei processi produttivi che per loro natura hanno un solo limite di specifica, in questo caso si dispone di due indici di capacità dati rispettivamente da:

$$CPU = \frac{USL - \mu}{3\sigma} \quad \text{e} \quad CPL = \frac{\mu - LSL}{3\sigma} \quad (14)$$

Se gli indici sono bassi significa che la variabilità è elevata e/o che la media del processo è distante dal valore ottimale, si deve quindi procedere con una riduzione della variabilità e/o un aggiustamento del livello medio del processo (Montgomery, 1996).

Descrizione	Specifica bilaterale	Specifica unilaterale
Processo consolidato	1,33	1,25
Processo nuovo	1,5	1,45
Pericolosità o parametri critici di un processo consolidato	1,50	1,45
Pericolosità o parametri critici di un processo nuovo	1,67	1,60

Tab. 1 Valori minimi raccomandati per il C_p

3.2.2 DEFINIZIONE DI C_{pm} E C_{pmk}

Gli indici C_p e C_{pk} sono delle appropriate misure per il progressivo miglioramento della qualità, il loro principio guida per il successo è la riduzione della variabilità naturale del processo.

Taguchi (1985, 1986) ha adottato un differente approccio per il miglioramento della qualità nel quale il principio guida è la riduzione della variabilità dal valore target, dove per valore target si intende il valore ottimale che la variabile dovrebbe assumere (Russell, Boyles, 1991).

In alternativa al C_p Taguchi ha proposto un nuovo indice, il C_{pm} da definirsi secondo le stesse condizioni del C_p , come:

$$C_{pm} = \frac{USL - LSL}{6\tau} \quad (15)$$

dove $\tau^2 = E[(X-T)^2]$ è la deviazione standard dal target, che può essere scritta anche nella forma più nota $\tau^2 = \sigma^2 + (\mu - T)^2$ che esprime la variazione dal target (T) in termini delle sue due componenti: la variabilità naturale del processo (σ) e la centratura del processo ($\mu - T$). E' facile intuire che più le osservazioni si concentrano attorno al valore target, minore sarà la deviazione da inserire a denominatore e di conseguenza più alto sarà l'indice, per esempio $C_{pm} = 1$ implica che, dividendo l'intervallo di specifica in tre parti uguali, μ si trova nel terzo centrale (Boyles, 1991).

Il C_m tuttavia dà indicazioni su quanto distante è la media del processo rispetto al valore target, ma non fornisce indicazioni se il livello medio del processo è interno all'intervallo di specifica. Per ovviare a questo limite, Pearn, Kotz e Johnson nel 1992 propongono il seguente indice di capacità del processo:

$$C_{pmk} = \frac{\min\{USL - \mu, \mu - LSL\}}{3\tau} \quad (16)$$

Quest'ultimo indice possiede un'elevata sensibilità alle situazioni di allontanamento della media del processo dal valore obiettivo desiderato. (Montgomery, 1996)

Un valore negativo del C_{pmk} , come per il C_{pk} , significa che il processo lavora fuori dalle specifiche. Boyles (1991) fornisce un'attenta analisi del C_{pmk} , egli osserva che $C_{pk} = C_{pm} = C_p$ quando $\mu = T$ e decrescono a mano a mano che μ si allontana da T . Tuttavia, $C_{pk} < 0$ per $\mu > USL$ oppure $\mu > LSL$, mentre il C_{pm} si avvicina asintoticamente allo zero per $|\mu - T| \rightarrow \infty$. (Montgomery, 1996)

3.3 VIOLAZIONE DELLA CONDIZIONE DI NORMALITA', POSSIBILI RIMEDI

Molti dati provenienti da processi industriali mostrano che l'ipotesi di normalità è spesso violata, pertanto gli strumenti sopra descritti possono portare a risultati fuorvianti.

Una soluzione è trovare una trasformazione $h(\bullet)$ dei dati X , tale per cui alla distribuzione $Y = h(X)$ si possa adattare in maniera soddisfacente la normale. In questo modo possiamo applicare le usuali tecniche del controllo statistico di processo ai dati trasformati.

Nella fase preliminare di analisi sono state applicate le trasformazioni di Box-Cox e la famiglia di distribuzioni di Johnson. Di seguito descrivo brevemente le due famiglie di trasformazioni.

3.3.1 LE TRASFORMAZIONI DI BOX-COX E YEO-JOHNSON

La famiglia che più spesso viene usata è la famiglia di trasformazioni di Box-Cox definita come segue:

$$y^{(\lambda)} = \begin{cases} (y^\lambda - 1)/\lambda & \text{se } y \neq 0 \\ \log(y) & \text{se } y = 0 \end{cases} \quad (17)$$

dove y è un vettore di n osservazioni strettamente positive e $\lambda \in [-2, 2]$. Le Box-Cox sono usate perché equivalgono alla famiglia esponenziale, così il parametro λ è facilmente comprensibile e include importanti casi particolari di trasformate: logaritmica, inversa e radice quadrata.

Diversi tentativi di definire trasformazioni che includessero anche valori negativi di y sono stati suggeriti [Weisberg, 2001]. Una possibilità è di considerare trasformazioni della forma $(y + \gamma)^\lambda$, dove γ è sufficientemente grande per assicurare che $(y + \gamma)$ sia strettamente positivo. Yeo e Johnson (2000) hanno proposto una nuova famiglia di distribuzioni che può essere usata senza alcune restrizioni su y e che conserva molte proprietà delle trasformazioni di Box-Cox.

Queste trasformazioni possono essere così definite:

$$\psi(\lambda, y) = \begin{cases} ((y+1)^\lambda - 1)/\lambda & \text{se } \lambda \neq 0 \text{ e } y < 0 \\ \log(y+1) & \text{se } \lambda = 0 \text{ e } y \geq 0 \\ [(-y+1)^{2-\lambda} - 1]/(2-\lambda) & \text{se } \lambda \neq 2 \text{ e } y < 0 \\ -\log(-y+1) & \text{se } \lambda = 2 \text{ e } y < 0 \end{cases} \quad (18)$$

Se y è strettamente positivo allora la trasformazione di Yeo-Johnson è la stessa di Box-Cox con $(y+1)$. Se y è strettamente negativo allora la trasformazione

di Yeo-Johnson corrisponde alla trasformazione di Box-Cox di $(-y+1)$, ma con potenza $2-\lambda$. Con valori sia positivi sia negativi la trasformazione è una mistura tra le due trasformazioni.

3.3.2 LA FAMIGLIA DI TRASFORMAZIONI DI JOHNSON

Johnson (1949) ha sviluppato un sistema di distribuzioni basato sul metodo dei momenti, la formula generale è data da:

$$Z = \gamma + \eta k(x; \varepsilon, \lambda) \quad (19)$$

con $\eta > 0$; $\lambda > 0$; $-\infty < \varepsilon < \infty$, dove Z è una variabile casuale Normale e X è la variabile casuale che deve essere trasformata dalla distribuzione di Johnson. I quattro parametri γ , η , ε e λ sono stimati, mentre k è una funzione arbitraria. Dalla (19) derivano le tre trasformazioni di seguito descritte:

- a) Una distribuzione lognormale (S_L)

$$Z = \gamma + \eta \ln(X - \varepsilon) \quad (20)$$

- b) Una distribuzione non limitata (S_U)

$$Z = \gamma + \eta \operatorname{arcsinh}\left(\frac{X - \varepsilon}{\lambda}\right) \quad (21)$$

- c) Una distribuzione limitata (S_B)

$$Z = \gamma + \eta \ln\left(\frac{X - \varepsilon}{\lambda + \varepsilon - X}\right) \quad (22)$$

Per determinare la trasformazione ottimale da usare sono stati proposti diversi metodi, quello qui utilizzato è il metodo dei percentili. Si scelgono quattro punti simmetrici di una normale standard, $-sz$, $-z$, z , sz , dove s e z sono costanti arbitrarie positive con $z > 1$ e $s = 3$ in modo che la regola descritta sia in grado di discriminare tra tutte e tre le trasformazioni [Chou, Mason, Polansky, 1998].

Sia X la variabile che segue una delle trasformazioni (20), (21), (22) e siano q_1, q_2, q_3, q_4 le porzioni di area di una normale standard rispettivamente sotto i punti $-3z, -z, z, 3z$. Avremo quindi che $q_1 = \Phi(-3z)$, $q_2 = \Phi(-z)$, $q_3 = \Phi(z)$, $q_4 = \Phi(3z)$, dove $\Phi(\bullet)$ è la funzione di distribuzione di una normale standard. Siano poi x_1, x_2, x_3, x_4 i quantili della distribuzione di X , dove $P(X < x_i) = q_i$.

Per selezionare tra le tre famiglie di distribuzione, definiamo Q come

$$Q = \frac{(x_4 - x_3)(x_2 - x_1)}{(x_3 - x_2)} \quad (23)$$

L'indice Q è tale che:

- Se X si distribuisce come la (22), allora $Q < 1$;
- Se X si distribuisce come la (20) allora $Q = 1$;
- Se X si distribuisce come la (21) allora $Q < 1$;

Bisogna considerare che i campioni di dati sono presi da una distribuzione ignota, il problema si risolve usando come stima di Q , il corrispondente valore campionario \hat{Q} dove gli \hat{x}_i sono i quantili campionari di un campione di dimensione n . Lo stimatore \hat{Q} è nella maggior parte dei casi distorto, ma consistente.

LA TRASFORMAZIONE OTTIMALE

Per accertare la normalità viene usato il test di Shapiro-Wilk (24), descritto nel prossimo capitolo. Dato che nella nostra ricerca utilizziamo vari z , indicheremo lo z ottimale come quello che produrrà il più alto valore della statistica W . L'intervallo prescelto per z è $S = \{ z: z = 0.25, 0.25+0.01, 0.25+0.02, \dots, 1.25 \}$, che comprende 101 valori.

Il procedimento per trovare la trasformata ottimale consiste nel:

- Calcolare la statistica W per i dati campionari
- Per gli $z \in S$ calcolare \hat{Q} , se risulta minore di 1 allora adattiamo le distribuzioni (22) e (20) al campione, altrimenti adattiamo la (20) e (21) e calcoliamo le stime per i parametri.
- Se adattiamo la (22) o la (20) al campione, dobbiamo controllare che i dati trasformati appartengano al dominio di X , in caso contrario eliminiamo la distribuzione in questione.
- Per gli $z \in S$ e per le corrispondenti distribuzioni, calcoliamo il valore della statistica W e il p-value.
- La trasformazione che meglio normalizza i dati è quella con il più alto p-value.

STIME DEI PARAMETRI

Gli \hat{x}_i sono quantili campionari. Definiamo $\hat{x}_L = \hat{x}_2 - \hat{x}_1$, $\hat{x}_M = \hat{x}_3 - \hat{x}_2$, $\hat{x}_U = \hat{x}_4 - \hat{x}_3$. Per un dato valore di z , le stime dei parametri sono le seguenti:

- Per la trasformazione (20)

$$\hat{\eta} = \frac{2z}{\ln(\hat{x}_U / \hat{x}_M)}$$

$$\hat{\gamma} = \hat{\eta} \ln \left[\frac{\hat{x}_U / \hat{x}_M + 1}{(\hat{x}_U \hat{x}_M)^{1/2}} \right]$$

$$\hat{\varepsilon} = \frac{1}{2} \left[\hat{x}_2 + \hat{x}_3 - \hat{x}_M \left(\frac{\hat{x}_U / \hat{x}_M + 1}{\hat{x}_U / \hat{x}_M - 1} \right) \right]$$

- Per la trasformazione (21)

$$\hat{\eta} = \frac{2z}{\cosh^{-1} \left[\frac{1}{2} (\hat{x}_U / \hat{x}_M + \hat{x}_L / \hat{x}_M) \right]}$$

$$\hat{\gamma} = \hat{\eta} \sinh^{-1} \left[\frac{\hat{x}_L / \hat{x}_M + \hat{x}_U / \hat{x}_M}{2(\hat{x}_U \hat{x}_L / \hat{x}_M^2 - 1)^{1/2}} \right]$$

$$\hat{\lambda} = \frac{2(\hat{x}_U \hat{x}_L / \hat{x}_M^2 - 1)^{1/2}}{\left(\frac{\hat{x}_U}{\hat{x}_M} + \frac{\hat{x}_L}{\hat{x}_M} - 2 \right) \left(\frac{\hat{x}_U}{\hat{x}_M} + \frac{\hat{x}_L}{\hat{x}_M} + 2 \right)}$$

$$\hat{\varepsilon} = \frac{1}{2} \left[\hat{x}_2 + \hat{x}_3 + \frac{\hat{x}_M (\hat{x}_L / \hat{x}_M - \hat{x}_U / \hat{x}_M)}{\hat{x}_U / \hat{x}_M + \hat{x}_L / \hat{x}_M - 2} \right]$$

- Per la trasformazione (22)

$$\hat{\eta} = \frac{z}{\cosh^{-1} \left[\frac{1}{2} [(1 + \hat{x}_M / \hat{x}_U) (1 + \hat{x}_M / \hat{x}_L)]^{1/2} \right]}$$

$$\hat{\gamma} = \hat{\eta} \sinh^{-1} \left[\frac{\left(\frac{\hat{x}_M}{\hat{x}_L} + \frac{\hat{x}_M}{\hat{x}_U} \right) \left\{ \left(1 + \frac{\hat{x}_M}{\hat{x}_U} \right) \left(1 + \frac{\hat{x}_M}{\hat{x}_L} \right)^2 - 4 \right\}^{1/2}}{2(\hat{x}_M^2 / (\hat{x}_L \hat{x}_U) - 1)} \right]$$

$$\hat{\lambda} = \frac{\hat{x}_M \left[\left\{ \left(\left(1 + \frac{\hat{x}_M}{\hat{x}_U} \right) \left(1 + \frac{\hat{x}_M}{\hat{x}_L} \right) - 2 \right)^2 \right\} - 4 \right]^{1/2}}{(\hat{x}_M^2 / (\hat{x}_L \hat{x}_U) - 1)}$$

$$\hat{\varepsilon} = \frac{1}{2} \left[\hat{x}_2 + \hat{x}_3 - \hat{\lambda} + \frac{\hat{x}_M (\hat{x}_M / \hat{x}_L - \hat{x}_M / \hat{x}_U)}{(\hat{x}_M^2 / (\hat{x}_L \hat{x}_U) - 1)} \right]$$

CAPITOLO 4**APPLICAZIONI AI DATI ORIGINALI**

I dati inizialmente sono stati analizzati senza fare distinzione tra le teste di provenienza e tra posizione destra o sinistra. Pertanto per ogni variabile considerata ci saranno a disposizione 270 osservazioni, 45 per ciascuna delle tre teste considerando sia la parte destra sia la sinistra.

4.1 IL TEST DI SHAPIRO E WILK

Una volta raccolti i dati ho proceduto con un'analisi preliminare .

Prima di tutto ho verificato se i dati provenivano da una distribuzione normale utilizzando il test di Shapiro-Wilk (Shapiro e Wilk 1995):

$$W = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (24)$$

Il test (24) è ottenuto dividendo il quadrato di un'appropriata combinazione lineare dei valori campionari ordinati, per l'usuale stima della varianza ed assume valori tra 0 e 1. Gli x_i sono i dati ordinati di un campione n -dimensionale, gli a_i sono costanti generate dalla media, varianza e covarianza di statistiche ordinate per un campione di dimensione n preso da una distribuzione normale. L'ipotesi di normalità viene rifiutata al livello α se il valore osservato di W è minore di w_α , α -imo quantile della statistica test. Dato un campione, il p-value di W è quindi la probabilità di ottenere un valore di W più grande di quello calcolato per i dati, in

questo modo abbiamo che bassi valori del p -value indicano non normalità, viceversa per valori alti.

Contemporaneamente al test di Shapiro- Wilk sono stati costruiti i *normal probabilità plot* (qq-norm): grafico della densità di una normale contro i dati campionari. Questi grafici mostrano che se i dati a nostra disposizione provengono da una distribuzione normale allora i valori riportati nel grafico sono vicini alla retta. Riporto di seguito i risultati ottenuti.

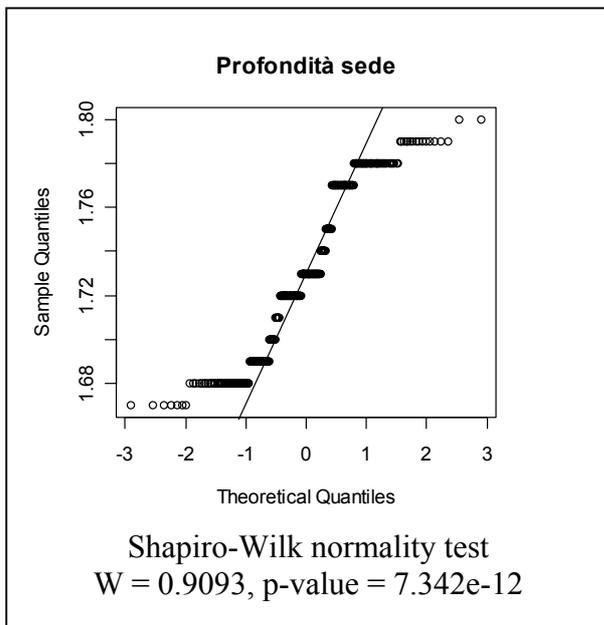


Fig.4.a. qq-norm per la profondità sede

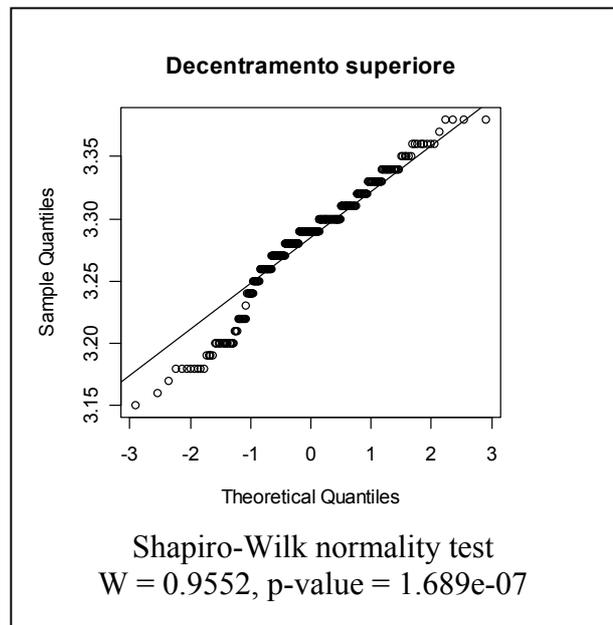


Fig.4.b. qq-norm per il decentramento superiore

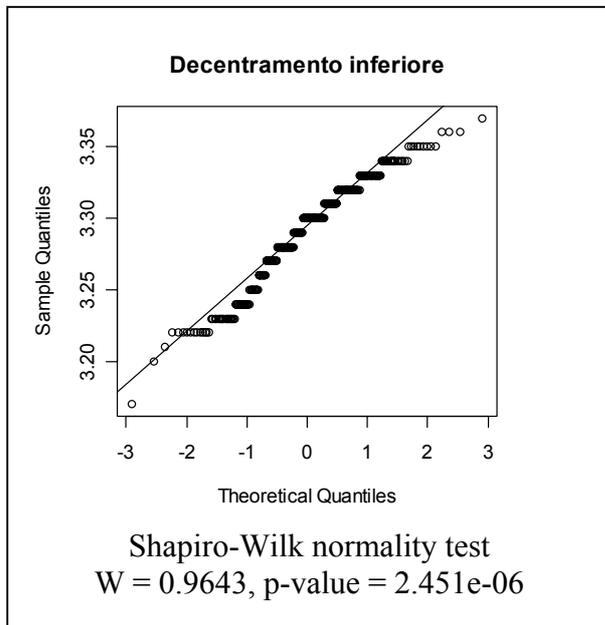


Fig.4.c. qq-norm per il decentramento inferiore

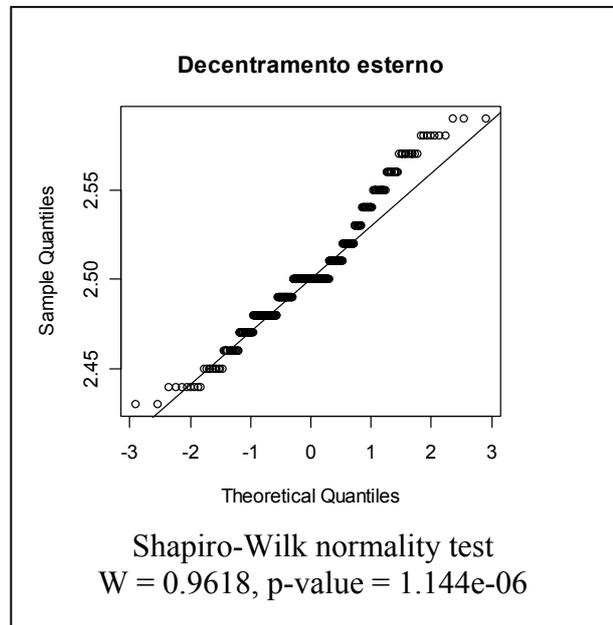


Fig.4.d. qq-norm per il decentramento esterno

Sia i grafici sia i valori assunti dal test (24) mostrano che i dati non hanno distribuzione normale, nel controllo statistico di processo dovrà pertanto si dovranno utilizzare gli strumenti adeguati a questa situazione.

4.2 LE CARTE EWMA

Applichiamo le carte EWMA ai dati, queste infatti sono robuste alla non normalità e sono quindi in grado di fornire informazioni realistiche sull'andamento del processo. Vediamo quindi come si comportano i dati raccolti.

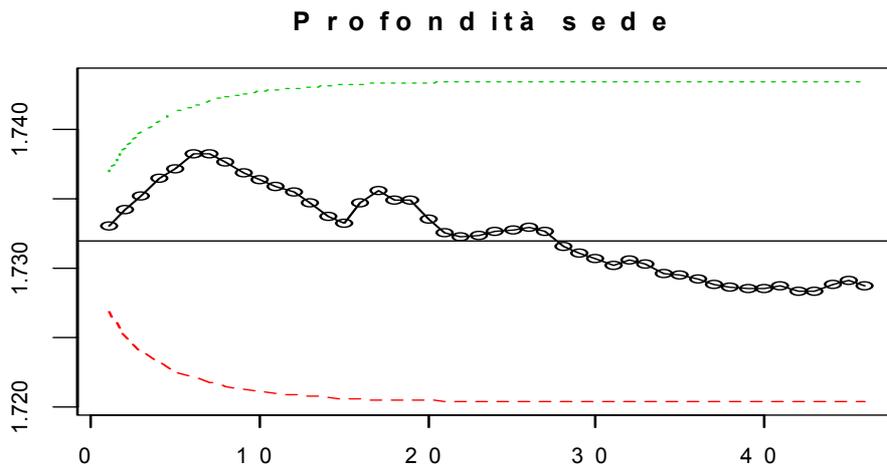


Fig. 4.e. Carta EWMA per la profondità sede

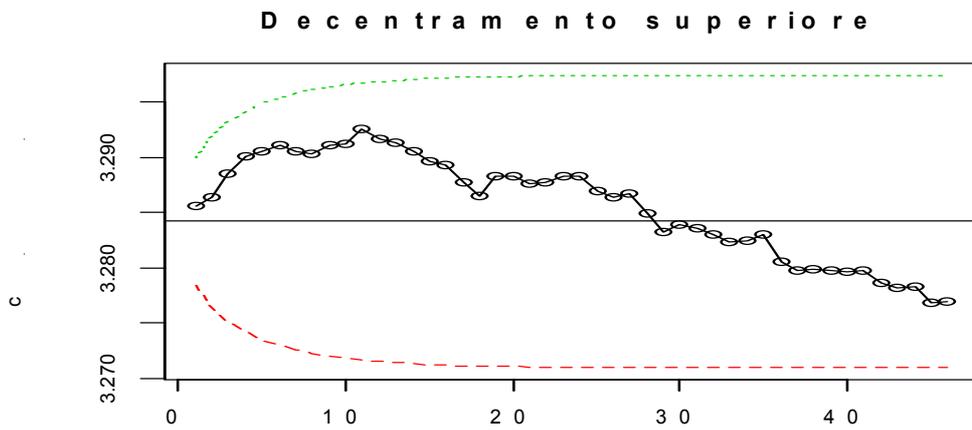


Fig. 4.f. Carta EWMA per il decentramento superiore

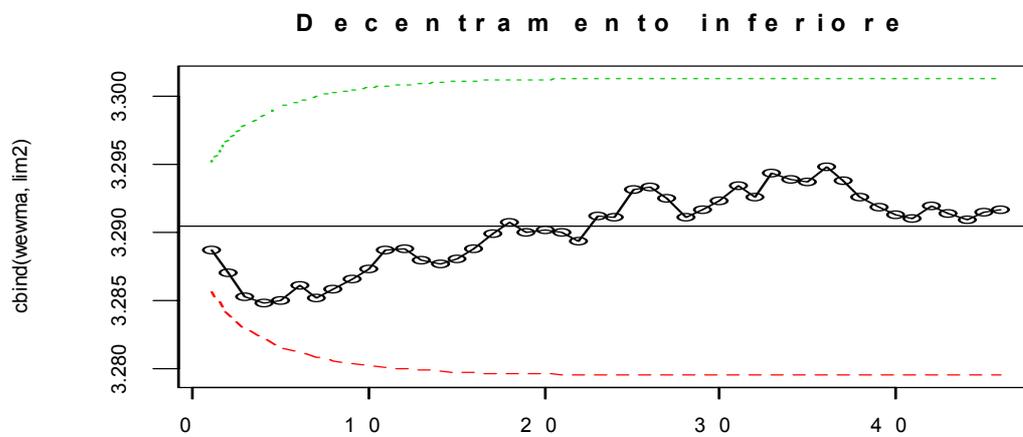


Fig. 4.g. Carta EWMA per il decentramento inferiore

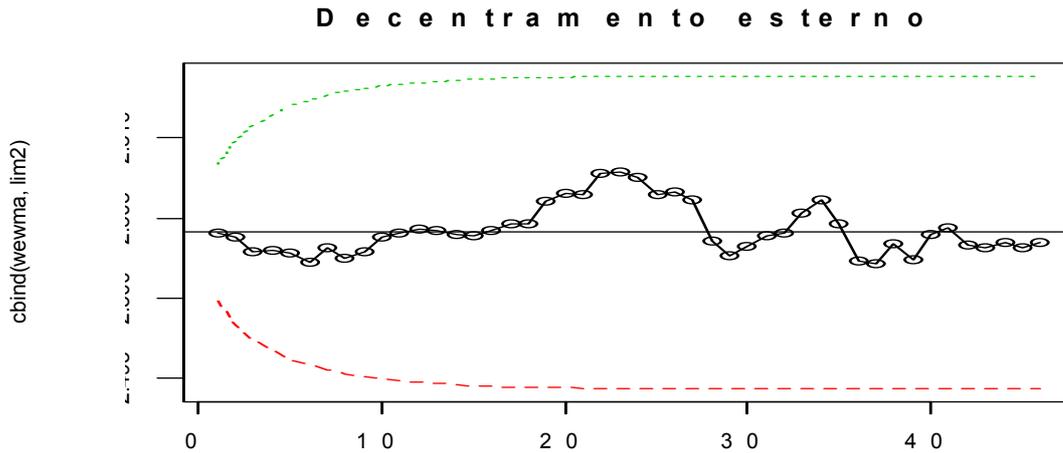


Fig. 4.h. Carta EWMA per il decentramento esterno

Le carte EWMA mostrano che i primi due processi presi in considerazione, profondità sede, decentramento superiore, pur non presentando dei punti fuori controllo, hanno un trend decrescente. Il decentramento inferiore mostra invece un andamento crescente; solo il decentramento esterno mostra un processo costante da potersi definire in controllo.

Tuttavia in questa fase l'analisi è stata fatta senza tenere in considerazione alcune informazioni che potrebbero influenzare i risultati ottenuti: la testa di provenienza e la posizione da cui è stata rilevata la quota, se destra o sinistra. Come infatti dimostra l'analisi fatta nel paragrafo 2.3, i due fattori sopra citati influiscono significativamente sulla produzione, pertanto sarebbe più opportuno esaminare separatamente i due processi come descritto nel paragrafo 2.4.

4.4 CARTE DI CONTROLLO PER I DATI ORIGINALI

Prima di procedere all'analisi del controllo statistico, devo verificare che i dati considerati con la nuova suddivisione abbiano distribuzione normale per poter applicare gli strumenti descritti nel capitolo 3.

Anche in questo caso, per saggiare l'ipotesi di normalità, utilizzo il test di Shapiro-Wilk descritto nel paragrafo 3.1.

I risultati che si ottengono non sono migliori dei precedenti, pur suddividendo le osservazioni per testa e posizione i dati continuano a non essere normali; solo la quota decentramento esterno sia destro che sinistro della testa A mostra avere una distribuzione normale.

Anche in questa fase di analisi si rende necessario l'utilizzo delle carte EWMA, solo per la quota decentramento esterno destro e decentramento esterno sinistro saranno mostrate le carte Shewhart per osservazioni singole descritte nel capitolo 3.

Di seguito riporto le carte EWMA più significative, le rimanenti sono riportate nell'appendice B.

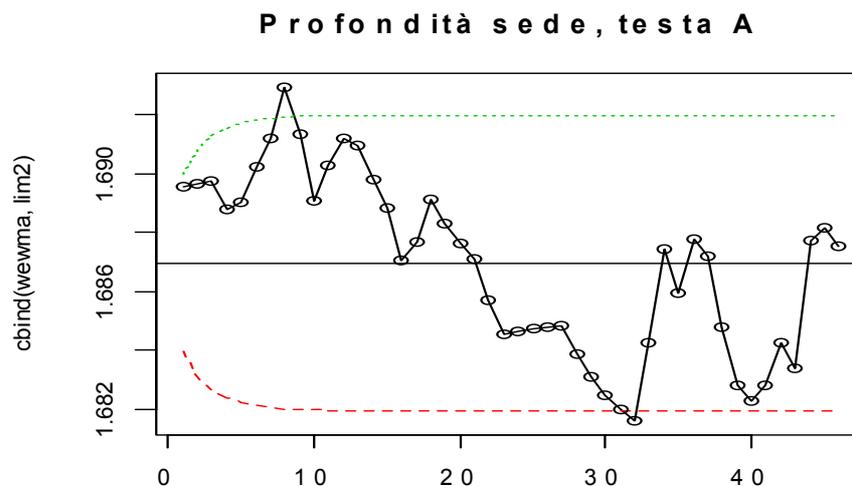


Fig.4.i.Carta EWMA per la profondità sede testa A

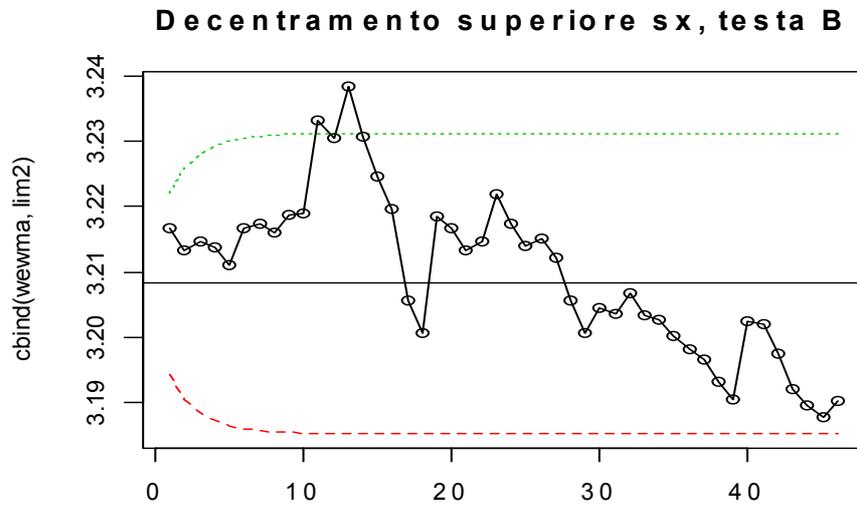


Fig.4.1. Carta EWMA per il decentramento superiore sinistro, testa B

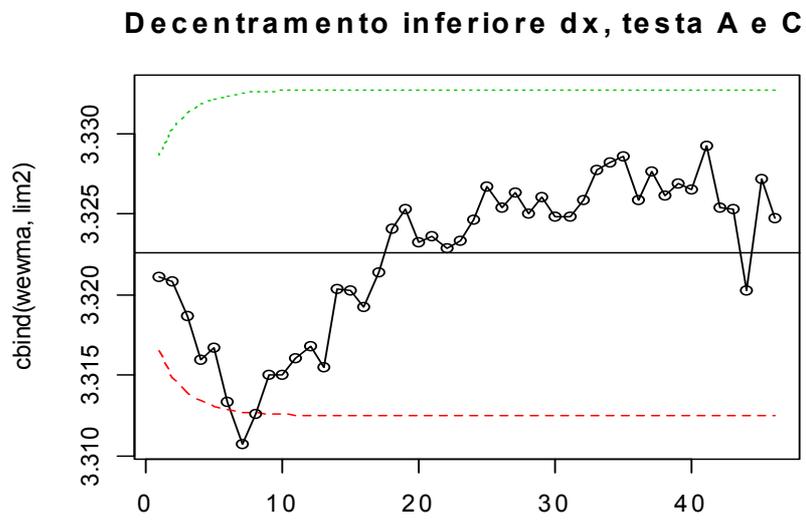


Fig.4.1. Carta EWMA per il decentramento inferiore destro, testa A e C

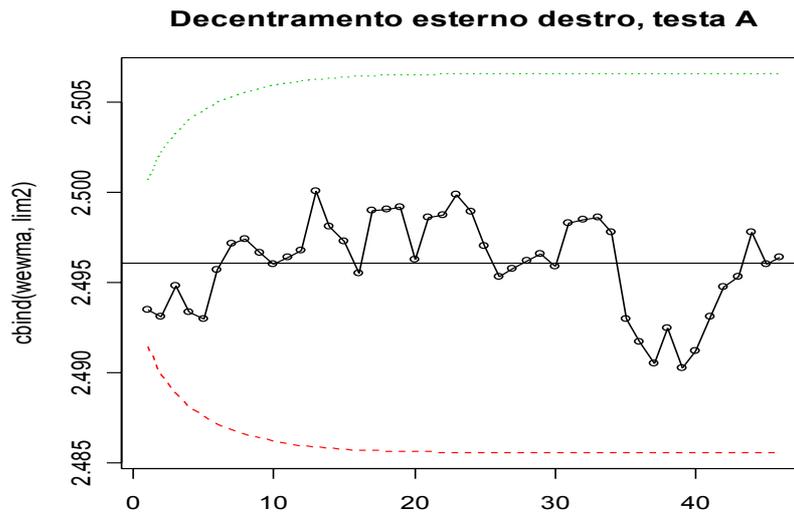


Fig.4.1. Carta EWMA per il decentramento esterno destro, testa A

Le carte di controllo mostrano che la maggior parte dei processi non è in controllo. I trend decrescenti che erano stati evidenziati per la profondità sede e il decentramento superiore si rispecchiano anche nelle osservazioni relative alla singola testa e posizione.

Solo pochi processi non presentano dei trend: decentramento esterno sinistro testa C, decentramento esterno destro testa A.

Lo stato di fuori controllo dei rimanenti processi non sembra essere imputabile ad una particolare testa di provenienza o posizione di rilevazione dal frontale, rimane quindi difficile ricondurre questa problematica ad un fattore specifico.

Visto l'andamento dei processi, viene forse spontaneo chiedersi se i dati abbiano una distribuzione talmente lontana da quella normale da influire sulla robustezza delle carte EWMA; si pone così il problema di trovare strumenti che possano superare il problema per il controllo statistico per dati non normali.

Provo a questo punto ad utilizzare le trasformazioni dei dati descritte nel capitolo 3.

4.5 APPLICAZIONE DELLA TRASFORMAZIONE DI BOX-COX

La libreria *alr3* messa a disposizione nel sito del software R permette di operare la trasformazione dei dati.

Le funzioni in essa contenute consentono di calcolare direttamente il valore del lambda ottimale, a seconda che si utilizzino le trasformazioni di Box-Cox o Yeo-Johnson, inserendo semplicemente i dati oggetto di studio.

Una volta stimato il lambda, in base alle condizioni sopra descritte, si trasformano i dati.

Le stime ottenute per i lambda danno dei valori che non appartengono al dominio del parametro; per scrupolo sono stati calcolati i data set utilizzando i lambda suggeriti, ma i risultati non hanno portato ad ottenere una distribuzione normale.

4.6 APPLICAZIONE DELLA TRASFORMAZIONE JOHNSON

L'algoritmo utilizzato è stato sviluppato in linguaggio FORTRAN da Mason, Chou e Polansky (1999) e permette di trovare la migliore trasformazione possibile ai dati oggetto di studio.

Al momento dell'esecuzione del programma tra gli input bisogna indicare: il campione di dati, la dimensione campionaria, il livello di significatività secondo il quale si vuole trovare l'adattamento alla normale (in questo caso posto pari a 0.10).

I risultati ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo davano esito negativo sembra quindi che la strada delle trasformazioni non possa essere seguita, si rendono quindi necessari nuovi strumenti per l'analisi dei dati.

CAPITOLO 5

IL CONTROLLO STATISTICO DELLA QUALITA' PER DATI NON NORMALI

5.1 LE CARTE DI CONTROLLO NON PARAMETRICHE: VANTAGGI E SVANTAGGI

Nel contesto del controllo statistico di processo si suppone che la distribuzione delle cause del cambiamento sia parametrica, l'ipotesi più comune è che tale distribuzione sia normale.

Le proprietà statistiche delle carte di controllo più comunemente usate sono corrette solo se questa assunzione è soddisfatta; tuttavia molti processi hanno spesso distribuzione non normale così da compromettere l'interpretazione delle carte di controllo standard usate in queste situazioni. Molti ritengono che il teorema del limite centrale possa “venire in aiuto” e assicurare in qualche modo le prestazioni attese. Mentre questo è vero per alcune carte di controllo basate su particolari statistiche, è invece molto distante dall'essere vero in generale. In particolare, quando le carte di controllo sono applicate a osservazioni individuali, il teorema del limite centrale non può essere invocato; è stato dimostrato che in questi casi le carte di controllo standard mancano di robustezza (Rocke, 1989).

Le carte di controllo non parametriche o per distribuzioni libere sono state disegnate con lo scopo di superare questo problema. Pur essendo raccomandabile l'uso della carte di controllo non parametriche, il loro utilizzo nel controllo dei processi industriali è poco sviluppato.

Una ragione per cui le carte di controllo non parametriche hanno avuto scarso utilizzo sta nel fatto che molti le ritenevano di difficile sviluppo, si preferiva pertanto sacrificare parte dell'efficienza per mantenere la semplicità di calcolo (Chakraborti, Van Der Laan, Bakir, 2001).

Una definizione formale di carte di controllo non parametriche è data in termini di distribuzione della *run length* in controllo, ossia il numero di campioni necessari per individuare un fuori controllo: se un processo è in controllo la distribuzione della *run length* è la stessa per qualsiasi distribuzione continua.

Il più grande vantaggio di queste carte è la flessibilità derivata dalla non necessità di ipotizzare una distribuzione di probabilità per il processo, inoltre le carte di controllo non parametriche sono difficilmente influenzabili da valori anomali. I vantaggi derivanti dall'uso di carte di controllo non parametriche possono essere così riassunti: (i) la loro semplicità, (ii) il non dover ipotizzare una particolare distribuzione, (iii) una distribuzione per l'ARL in controllo uguale per tutte le distribuzioni continue, (iv) la loro robustezza contro i valori anomali, (v) la capacità di individuare cambiamenti nel processo quando la vera distribuzione dei dati non è normale, in particolare in presenza di code pesanti.

Di contro è noto che le carte di controllo non parametriche sono meno efficienti rispetto alle corrispondenti carte parametriche, a condizione che vi sia un'adeguata conoscenza dei parametri coinvolti.

Tra le carte di controllo non parametriche sviluppate per singole osservazioni figurano le carte di controllo basate sui ranghi proposte da Hackl e Ledolter (1991).

5.2 LA STATISTICA RANGO STANDARDIZZATO

Consideriamo X_t , $t = 1, 2, \dots$, una sequenza di variabili casuali indipendenti da una distribuzione di probabilità continua $F(x)$.

Il processo è considerato sotto controllo quando $F(x) = F_0(x)$.

Noi basiamo il rango standardizzato R_t dell'osservazione X_t sulla distribuzione in controllo e definiamo

$$R_t = 2 [F_0(x) - 1/2] \quad (25)$$

Le proprietà di R_t sono facilmente derivabili; si può dimostrare che R_t ha distribuzione uniforme $[-1,1]$, con media 0 e varianza $1/3$ e che i ranghi sono indipendenti.

Se la distribuzione in controllo non è specificata allora uno può usare un campione storico di ampiezza $g-1$, $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_{g-1}\}$, preso dal processo in controllo e definire il rango standardizzato di X_t come

$$R_t = 2/g (R_t^* - (g+1)/2) \quad (26)$$

dove R_t^* è il rango di X_t rispetto a $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_{g-1}\}$, $R_t^* = 1 + \sum I(X_t > Y_i)$, dove la funzione $I(X_t > Y_i) = 1$ se $X_t > Y_i$, e 0 altrimenti.

Il rango R_t^* segue una distribuzione uniforme $\{(1/g) - 1, (3/g) - 1, \dots, 1 - (1/g)\}$, con media zero e varianza $s_g^2 = (g^2 - 1) / 3g^2$.

La serie storica dei ranghi non è più indipendente, poiché i ranghi sono basati sullo stesso campione $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_{g-1}\}$. Usando la funzione $I(\bullet)$ possiamo vedere che la correlazione $\text{Corr} \{ R_t, R_{t+k} \} = (g+1)^{-1}$ per tutti i k .

5.3 CARTA EWMA BASATA SUI RANGHI

Per controllare la media di un processo viene applicata una carta EWMA al rango definito secondo la (26). La statistica di controllo

$$T_t = (1 - \lambda) T_{t-1} + \lambda R_t \quad (27)$$

è calcolata per ogni periodo $t = 1, 2, \dots$.

Il valore iniziale T_0 è normalmente considerato uguale a zero, e λ , con $0 < \lambda \leq 1$, è il parametro di lisciamiento. La statistica di controllo è una media pesata dei ranghi, dove i pesi dati ai ranghi diminuiscono con l'aumentare del tempo.

Si raccomanda che λ sia un valore compreso tra $[0,1- 0,3]$, per esempio se $\lambda=0,3$ allora l'88% della statistica è determinato dal peso dato dalle ultime 6 osservazioni. Se noi vogliamo ricercare deviazioni positive da un valore target del processo, allora dobbiamo considerare il processo fuori controllo al tempo t se $T_t > h$, dove h è il limite di controllo. Nel caso di due alternative, $|T_t| > h$ è considerato un segnale di fuori controllo al tempo t .

Le carte EWMA basate sui ranghi perdono in efficienza se la variabile di controllo ha distribuzione normale, ma sono molto robuste se l'ipotesi di normalità è violata (Hackl, Ledolter, 1991).

5.4 AVERAGE RUN LENGTH PER PROCESSI IN CONTROLLO

La carta EWMA basata sui ranghi dipende da due parametri: il parametro di lisciamiento λ e il limite di controllo h .

Le prestazioni delle tecniche per il controllo di processo sono usualmente valutate in base all'ARL: i parametri λ e h sono scelti in modo che l'ARL sia grande se il processo è in controllo e piccolo nel caso di fuori controllo.

Crowder (1987) ha sviluppato un'equazione per il calcolo dell'ARL per una EWMA basata su variabili casuali continue e indipendenti, lo stesso approccio è stato applicato sui ranghi standardizzati.

In particolare λ è scelto per valori compresi tra $[0,1- 0,3]$, mentre il limite di controllo $h = c s_g$, dove s_g è la deviazione standard stimata della variabile di controllo e $c = 3$, ottenendo così valori per l'ARL in controllo pari a 500 se $s_g = 1$.

Per quanto riguarda l'ARL fuori controllo è stato dimostrato che la perdita in efficienza è bassa se la carta EWMA basata sui ranghi viene applicata su distribuzioni normali.

La carta EWMA basata sui ranghi è invece particolarmente vantaggiosa se usata su distribuzioni con code pesanti e se il livello dello spostamento è moderato (Hackl, Ledolter, 1991).

5.5 INDICI DI CAPACITA' PER DATI NON NORMALI

Gli indici di capacità sono considerati tra i più importanti strumenti per il continuo miglioramento della qualità e produttività (Wu, Swain, Farrington, Messimer, 1999).

I più comuni indici ipotizzano che il processo sia normalmente distribuito, ma molti studi hanno dimostrato che questi indici sono molto sensibili alla violazione di questa ipotesi.

Per superare questo problema Clemens (1989) ha proposto un'estensione della tradizionale regola del 6σ , facile da capire e da applicare, tuttavia questo metodo richiede l'uso di particolari tabelle.

Un secondo metodo, proposto da Johnson, Kotz e Pearn (1993), è molto flessibile e consiste nel considerare la varianza sotto e sopra il livello target.

Un metodo simile basato sulla varianza pesata (Wu, Swain, Farrington, Messimer) viene descritto nel paragrafo successivo.

5.6 INDICI DI CAPACITA' BASATI SULLA VARIANZA PESATA

Il metodo della varianza pesata fu introdotto da Choobineh e Ballard (1987) per costruire limiti di controllo per distribuzione asimmetriche.

La procedura consiste nel dividere una distribuzione asimmetrica rispetto alla sua media in due distribuzioni normali; le due nuove distribuzioni hanno stessa media ma deviazione standard diversa.

La grandezza del campione è determinato in base al valore dell'asimmetria, così che le due parti non sono equamente divise. Per una popolazione con media μ e deviazione standard σ , ci sono n_1 osservazioni, su n , che hanno valori uguali o inferiori alla media, mentre ci sono inoltre n_2 osservazioni, su n , che sono maggiori di μ . Due nuove distribuzioni si possono stabilire sulla base di n_1 e n_2 , in modo che abbiano stessa media μ , ma differenti deviazioni standard σ_1 e σ_2 .

Se la distribuzione è simmetrica allora n_1 è approssimativamente uguale a n_2 e σ_1 e σ_2 sono equivalenti a σ ($\sigma_1 \approx \sigma_2 \approx \sigma$). Dal momento che μ , σ_1 e σ_2 non sono noti, allora la stima dei parametri è richiesta.

E' possibile stimare μ , σ_1 e σ_2 con $\bar{x} = \sum X_i / n$ e σ_1^2 e σ_2^2 . Le deviazioni standard S_1^2 e S_2^2 in particolare possono essere calcolate usando una formula simile a quella usata per calcolare la deviazione standard per le n osservazioni totali:

$$S_1^2 = \frac{2 \sum_{i=1}^{n_1} (X_i - \bar{x})^2}{2n_1 - 1} \quad (28)$$

$$S_2^2 = \frac{2 \sum_{i=1}^{n_2} (X_i - \bar{x})^2}{2n_2 - 1} \quad (29)$$

La deviazione standard rispetto al valore target, necessaria per il calcolo degli indici di capacità centrati, può essere calcolata come segue

$$S_{T_1}^2 = \frac{2 \sum_{i=1}^{n_1} (X_i - T)^2}{2n_1} \quad (30)$$

$$S_{T_2}^2 = \frac{2 \sum_{i=1}^{n_2} (X_i - T)^2}{2n_2} \quad (31)$$

dove T è il valore target.

I quattro indici di capacità più comuni, Cp, Cpk, Cpm, Cpmk, possono essere ricalcolati nel modo seguente:

$$\hat{C}_p(WV) = \frac{USL - LSL}{3(S_1 + S_2)} \quad (32)$$

$$\hat{C}_{pk}(WV) = \min \left[\frac{USL - \bar{X}}{3S_2}, \frac{\bar{X} - LSL}{3S_1} \right] \quad (33)$$

dove S_1^2 e S_2^2 sono definite in (28) e (29).

$$\hat{C}_{pm}(WV) = \min \left[\frac{USL - T}{3S_{T2}}, \frac{T - LSL}{3S_{T1}} \right] \quad (34)$$

$$\hat{C}_{pmk}(WV) = \min \left[\frac{USL - \bar{X}}{3S_{T2}}, \frac{\bar{X} - LSL}{3S_{T1}} \right] \quad (35)$$

dove S_{T1}^2 e S_{T2}^2 sono definite rispettivamente dalla (30) e (31).

Il vantaggio di usare il metodo WV per modificare gli indici basati sulla normalità è che gli indici basati sul metodo della varianza pesata riflettono i valori di curtosi e asimmetria della distribuzione (Wu, Swain, Farington, Messimer, 1999).

In aggiunta la grandezza dei campioni n_1 e n_2 cambia al variare dei valori assunti da curtosi e asimmetria.

In altre parole, quando la distribuzione è simmetrica, S_1^2 e S_2^2 sono uguali; S_{T1}^2 e S_{T2}^2 sono equivalenti a S_T^2 ; n_1 e n_2 sono approssimabili a $n/2$ e gli indici basati sulla varianza pesata si riconducono agli indici di capacità originali.

CAPITOLO 6

APPLICAZIONI

6.1 CARTA EWMA BASATE SUI RANGHI STANDARDIZZATI

Nel precedente capitolo sono state illustrate le carte EWMA basate sui ranghi. Queste carte di controllo ben si prestano a riconoscere cause identificabili in un processo quando questo è costituito da osservazioni singole, quindi molto soggetto a valori anomali, e quando la distribuzione dei dati è molto distante dalla normale.

In particolare λ è scelto 0,3, mentre il limite di controllo $h = c s_g$, dove $s_g = 0,576$ è la deviazione standard stimata della variabile di controllo. Posto $g = 15$ e $c = 3$, $h = 1,728$ per tutti i campioni.

Nell'appendice C sono mostrate tutte le carte di controllo ottenute utilizzando i ranghi, di seguito ne riporto solo alcune a titolo esemplificativo.

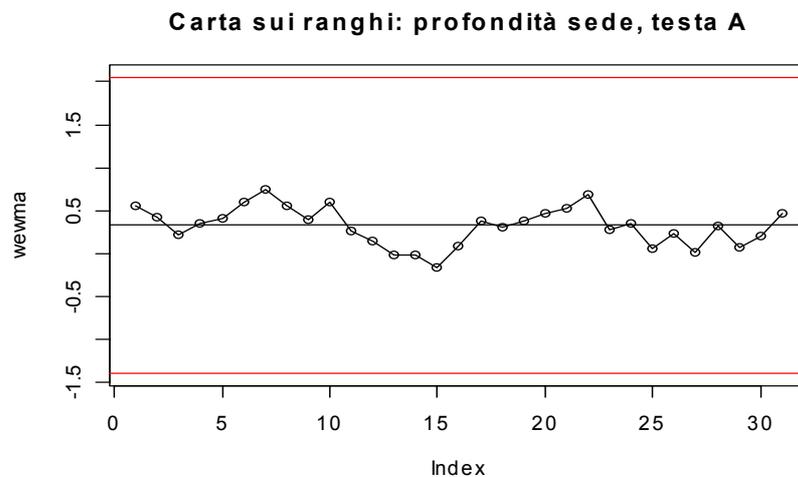


Fig.6.a. Carta sui ranghi, profondità sede testa A

Carta sui ranghi: decentramento superiore sx, testa B

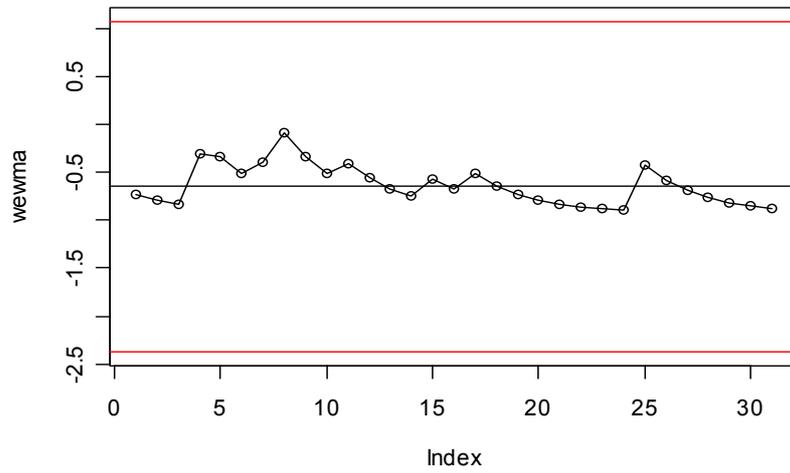


Fig.6.b. Carta sui ranghi, decentramento superiore sinistro testa B

Carta sui ranghi: decentramento inferiore dx, testa A e C

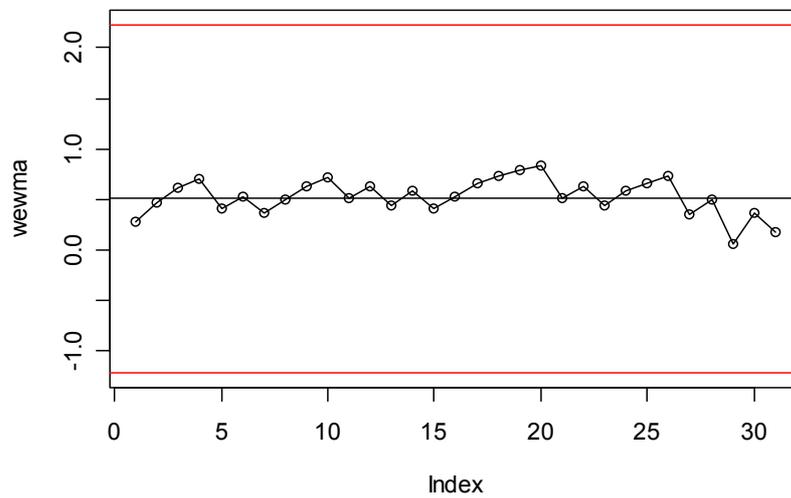


Fig.6.c. Carta sui ranghi, decentramento inferiore destro testa A e C

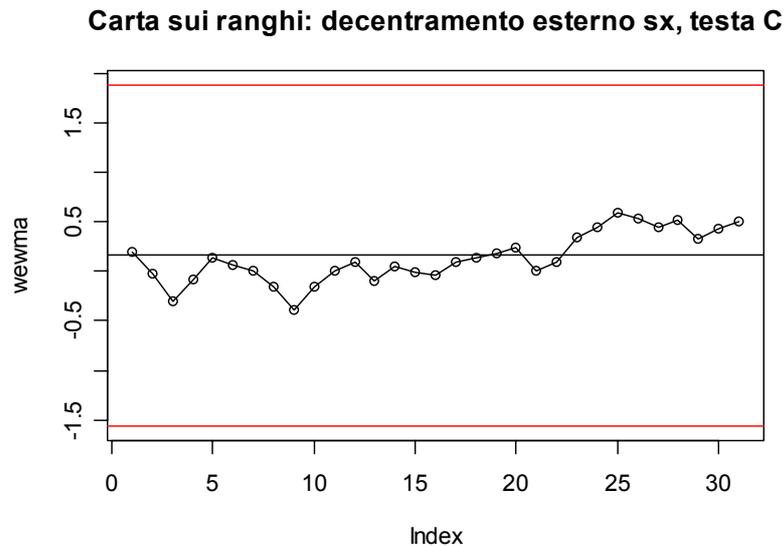


Fig.6.d. Carta sui ranghi, decentramento esterno sinistro testa C

Le carte EWMA basate sui ranghi mostrano una situazione decisamente migliore rispetto a quella offerta dalle carte EWMA applicate ai dati originali, ora infatti la maggior parte dei processi risulta essere in controllo.

Alcune lavorazioni, come il decentramento superiore destro e sinistro testa A, il decentramento superiore sinistro testa B, il decentramento inferiore destro e sinistro testa B, mostrano una sostanziale stabilità del processo. Tuttavia in alcuni processi, come il decentramento esterno sinistro testa C, si può notare la presenza di leggeri trend che dimostrano che il processo debba rimanere sotto sorveglianza.

6.2 CALCOLO DEGLI INDICI DI CAPACITA'

Le quote controllate devono rientrare in un determinato intervallo in modo da garantire il corretto accoppiamento del frontale con l'asta. I tecnici hanno quindi determinato un limite di specifica inferiore e un limite di specifica superiore.

La grandezza dell'intervallo di specifica varia da quota a quota: la profondità sede ha un intervallo di due decimi di millimetro, quindi $[x \pm 0,1 \text{ mm}]$, mentre i decentramenti hanno un intervallo di specifica di un decimo di millimetro, quindi $[x \pm 0,05 \text{ mm}]$.

Per avere una valutazione dell'indice trovato, disponiamo di una tabella (Montgomery, 1996) riportata nel paragrafo 3.2.1, in cui troviamo i valori minimi consigliati per un indice di capacità in base al tipo di processo. I dati raccolti sono stati prodotti da un processo già esistente, pertanto, per la valutazione degli indici si farà riferimento alla prima colonna della tabella 1, dove si consiglia un valore di $C_p = 1,33$.

Per l'analisi della capacità presentiamo inoltre l'istogramma dei dati, dove troviamo segnalato l'intervallo di specifica con il valore target considerato e la media del processo, in questo modo possiamo avere un'idea della porzione dei dati che si trovano all'interno dell'intervallo di specifica.

Quasi tutti i processi non hanno distribuzione normale, gli indici di capacità sono stati calcolati con il metodo della varianza pesata, solo il decentramento esterno destro e sinistro della testa A è calcolato con le formule (12), (13), (15), (16) poiché in questi due casi la distribuzione è normale.

I grafici sono stati costruiti in modo da avere nella prima riga in grassetto gli indici di capacità, calcolati con il metodo della varianza pesata, mentre nella seconda riga tra parentesi sono riportati i valori degli indici che si otterrebbero se si applicassero gli indici basati sulla normalità. Di seguito sono riportati solo alcuni esempi, i rimanenti grafici si trovano nell'appendice D.

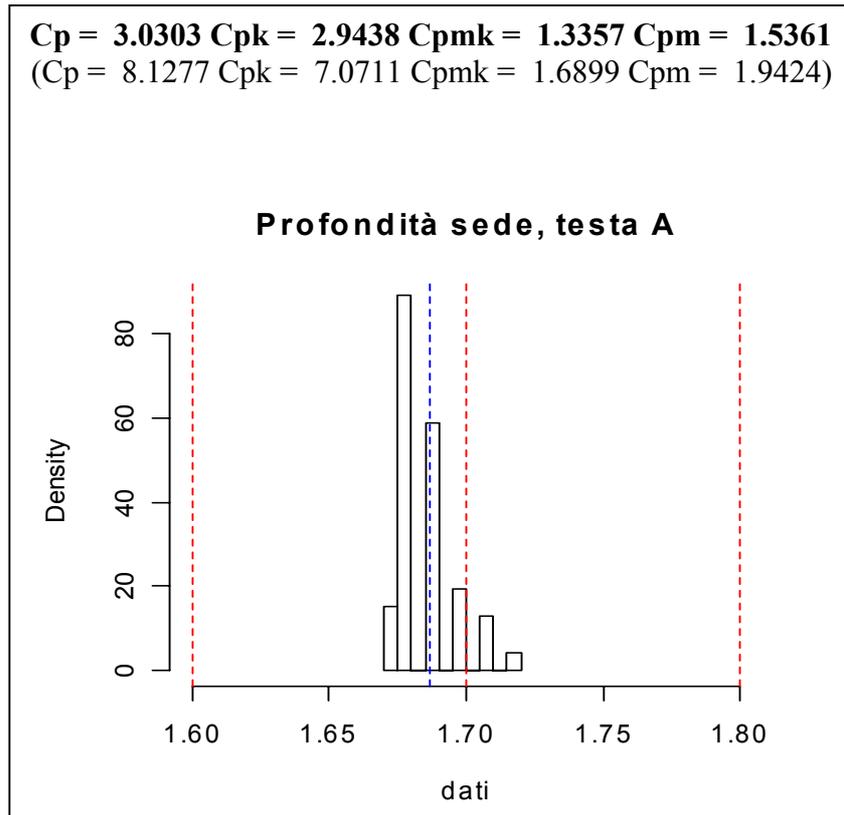


Fig.6.e. Indici di capacità e istogramma, profondità sede testa A

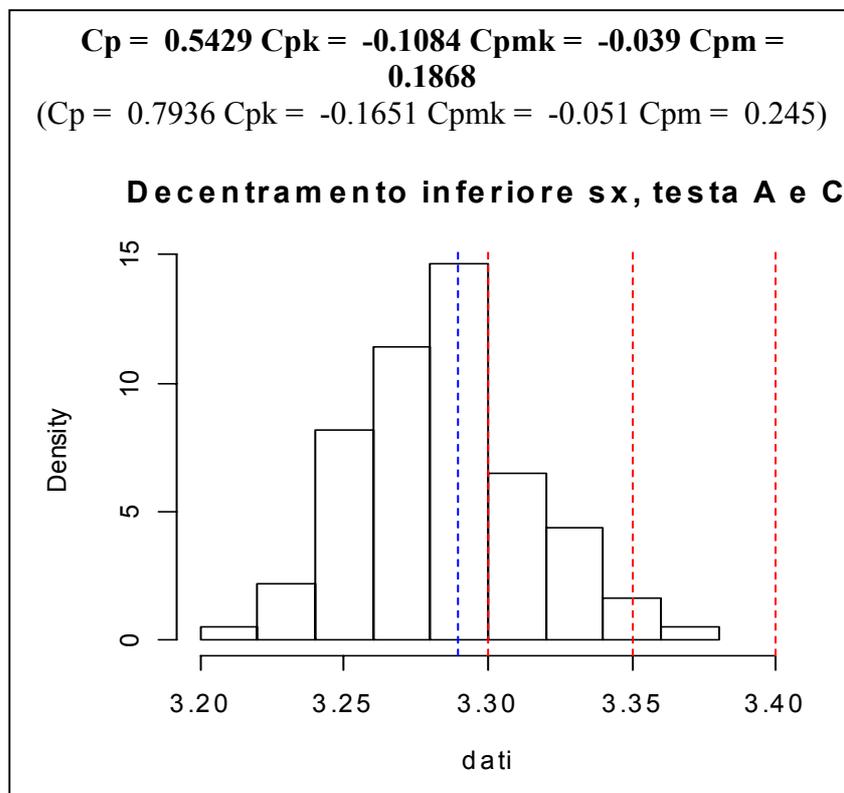


Fig.6.f. Indici di capacità e istogramma, decentramento inferiore sinistro testa A e C

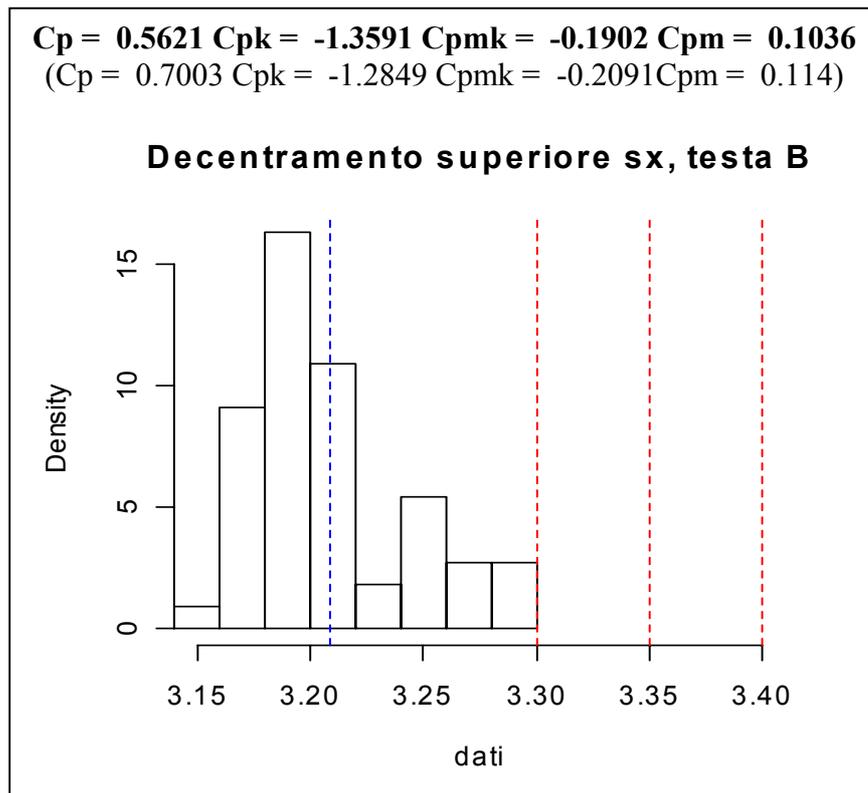


Fig.6.g. Indici di capacità e istogramma, decentramento superiore sinistro testa B

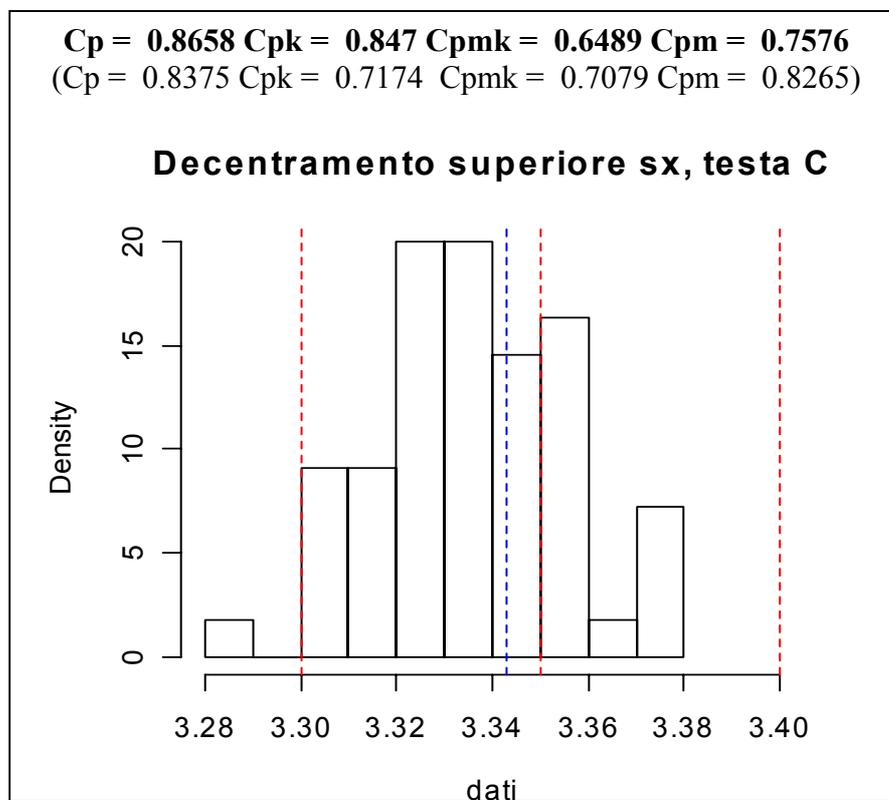


Fig.6.h. Indici di capacità e istogramma, decentramento superiore sinistro testa C

Gli indici Cp e Cpk ci danno indicazioni su come il processo, data la sua variabilità naturale, si comporta all'interno dell'intervallo di specifica; mentre gli indici Cpm e Cpmk ci danno indicazioni su dove il processo si colloca rispetto ad un valore target.

La profondità sede ha in tutte le teste una variabilità molto piccola rispetto all'intervallo di specifica e ciò si riflette con alti valori di Cp e Cpk, ma è con gli indici Cpm e Cpmk che è possibile valutare la capacità del processo di lavorare “vicino” ad un valore obiettivo.

Per quanto riguarda la profondità sede, la testa A, con valori di $Cpmk = 1.3357$ $Cpm = 1.5361$, è la testa che lavora meglio, mentre la testa C con valori di $Cpmk = 0.086$ $Cpm = 0.3997$ lavora al limite dell'intervallo di specifica.

Anche in base alla differenza dei valori assunti dagli indici (34) e (35) si possono ricavare informazioni per quanto riguarda la differenza tra la teste precedentemente riscontrata.

Spesso accade che per “portare in quota” una linea di produzione (testa), si sposta il livello medio di un'altra testa portandola a produrre al limite dell'intervallo di specifica.

Molti processi mostrano di avere un livello medio esterno all'intervallo o coincidente con uno dei limiti di specifica, questo fa sì che i valori assunti dagli indici Cpk e Cpmk siano negativi o molto vicini allo zero, come accade per il decentramento inferiore sinistro delle teste A e C, il decentramento esterno destro e sinistro della testa A, il decentramento superiore destro della testa B, il decentramento esterno destro e sinistro testa B, il decentramento superiore destro testa C.

6.3 INDICI DI CAPACITA': CONSIDERAZIONI E CONFRONTI

Nei grafici precedenti sono presenti i valori degli indici di capacità basati su distribuzioni normali, calcolati in questo caso per dati non normali.

Caratteristica che accompagna tutti i processi è il fatto che gli indici classici calcolati con questo tipo di dati danno dei valori mediamente più elevati rispetto agli indici calcolati con il metodo della varianza pesata (WV).

Nel caso della profondità sede della testa A utilizzando gli indici classici otteniamo valori di $C_p = 8.1277$ e $C_{pk} = 7.0711$ che sono molto elevati, mentre con il metodo della varianza pesata gli stessi indici assumono valori $C_p(WV) = 3.0303$ $C_{pk}(WV) = 2.9438$, molto elevati anche questi, ma già più credibili date le caratteristiche del processo.

Anche gli indici C_{pm} e C_{pmk} mostrano differenze tra i due metodi, ma meno evidenti, infatti sempre per quanto riguarda la profondità sede della testa A abbiamo valori del tipo $C_{pmk}(WV) = 1.3357$, $C_{pm}(WV) = 1.5361$ e $C_{pmk} = 1.6899$ $C_{pm} = 1.9424$.

Per quanto riguarda le quote di decentramento, notiamo che le differenze tra gli indici C_p , C_{pk} , C_{pm} e C_{pmk} sono più contenute, considerando per esempio il decentramento esterno destro, gli indici assumono valori rispettivamente $C_p(WV) = 0.5233$ $C_{pk}(WV) = 0.1128$ $C_{pmk}(WV) = 0.0555$ $C_{pm}(WV) = 0.2455$, $C_p = 0.6173$ $C_{pk} = 0.1396$ $C_{pmk} = 0.0747$ $C_{pm} = 0.3303$.

In generale possiamo dire che, salvo la quota profondità sede delle tre teste, gli indici di capacità suggeriscono la necessità di apportare miglioramenti sul processo.

Molti processi hanno il valore medio che lavora in corrispondenza ad uno dei limiti di specifica come il decentramento sinistro testa A, il decentramento superiore destro testa A, il decentramento superiore destro testa A e il decentramento superiore destro testa C.

Altri processi lavorano invece fuori dall'intervallo di specifica come il decentramento superiore sinistro, il decentramento inferiore sinistro, il decentramento esterno destro testa A, il decentramento inferiore ed esterno destro e sinistro della testa B.

E' necessario in tal senso sia diminuire la variabilità dei processi, sia fare in modo che questi lavorino internamente alle specifiche.

CONCLUSIONI

Abbiamo affrontato un caso reale di Controllo Statistico della Qualità, avendo in analisi delle caratteristiche con una distribuzione non normale.

Dopo aver tentato di trasformare i dati per ricondurci al caso normale, la soluzione scelta per affrontare questa situazione, è stata quella di utilizzare delle carte di controllo non parametriche basate sui ranghi standardizzati e degli indici di capacità per dati non normali.

Il controllo sui dati originali tramite le carte EWMA evidenzia uno stato di processo non in controllo.

Le carte EWMA applicate ai ranghi standardizzati, di contro, mostrano che molti processi sono in realtà stabili.

Il controllo statistico di processo sui dati originali applicando gli strumenti classici, esprime dunque una situazione generalmente peggiore di quella che effettivamente si realizza.

L'analisi della capacità con gli indici basati sulla varianza pesata ci offre dei risultati differenti rispetto all'utilizzo degli indici basati sulla normalità dei dati.

Per alcuni processi gli indici classici danno una visione troppo ottimistica del processo, in altri casi le differenze sono meno evidenti.

In generale gli indici sono piuttosto bassi, questo indica che il processo non riesce a fornire prodotti conformi alle specifiche date.

Lo stato di fuori controllo di alcuni processi è forse imputabile al materiale lavorato, accettato, flessibile e facilmente deformabile anche subito dopo la lavorazione.

La scarsa capacità del processo è in molti casi dovuta ad un livello medio di lavorazione esterno all'intervallo di specifica e ad una variabilità eccessiva.

Un miglioramento del processo potrebbe essere una manutenzione della macchina più precisa possibile, l'utilizzo di attrezzi adeguati e operatori addestrati.

Altra importante informazione che si è potuto ricavare da quest'analisi è la notevole differenza che esiste tra le tre linee di produzione e dalla posizione, se destra o sinistra, da cui sono state rilevate le quote prese in esame.

Spesso accade che per far produrre una testa entro l'intervallo di specifica, si è costretti a spostare il livello medio di produzione di un'altra testa, portandola magari a lavorare vicino al limite di specifica.

Tutti questi fattori fanno aumentare notevolmente la variabilità del processo se considerato nel complesso.

Un primo intervento potrebbe essere quello di portare allo stesso livello medio di lavorazione le tre teste e individuare attraverso un adeguato piano degli esperimenti altri fattori che possono influire sulla variabilità del processo.

RINGRAZIAMENTI

A conclusione del mio corso di studi desidero esprimere la mia gratitudine a quanti mi hanno sempre sostenuto ed incoraggiato.

Sicuramente primi fra tutti la mia famiglia: mio padre, mia madre, le mie sorelle Wally e Fabiola e mio cognato Denis, che mi hanno permesso di raggiungere questo prezioso traguardo, spero di renderli orgogliosi.

Un sentito grazie alla professoressa Capizzi per la costante presenza e disponibilità.

Ringrazio il mio tutor Stefano Piccin per avermi seguito durante il mio periodo di stage e tutto l'ufficio della qualità della sede di S.Maria di Sala per aver reso la mia permanenza oltremodo utile e divertente: il responsabile Pravato Massimo, Diego (te lo avevo promesso), Silvia, Cinzia, Moreno, Martina, Angelica, Redi, Silvio, Giulio e Roberta.

Ringrazio i miei compagni di università che hanno reso indimenticabili questi anni di studio sia per le fatiche che per le gioie (le famose partite a briscola): Angelina, Beppe, Big, Chiara, Elisabetta, Erica, Irene, Manuele, Maurizio, Mauro e Toni.

Ringrazio i miei amici di sempre che mi hanno sempre sostenuto in qualsiasi situazione: Lisa, Stefano, Elena.

Ringrazio le mie affezionate compagne di liceo: Alessia, Caterina e Francesca.

APPENDICE A

profondità sede ~ α + β testa + γ posizione + δ testa:posizione + ϵ

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.0184783	-0.0076087	0.0003261	0.0026087	0.0326087

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.6865217	0.0014368	1173.769	<2e-16 ***
testaB	0.0434783	0.0020320	21.397	<2e-16 ***
testaC	0.0928261	0.0020320	45.682	<2e-16 ***
posizsx	0.0008696	0.0020320	0.428	0.669
testaB:posizsx	-0.0023913	0.0028737	-0.832	0.406
testaC:posizsx	-0.0026087	0.0028737	-0.908	0.365

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.009745 on 270 degrees of freedom

Multiple R-Squared: 0.9377, Adjusted R-squared: 0.9366

F-statistic: 813.3 on 5 and 270 DF, p-value: < 2.2e-16

Decentramento superiore ~ α + β testa + γ posizione + ϵ

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.103696	-0.011957	-0.001957	0.011739	0.081739

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.299130	0.003067	1075.658	<2e-16 ***
testaB	-0.035435	0.004338	-8.169	1.20e-14 ***
testaC	0.002826	0.0043	0.652	0.5152
posizsx	-0.009783	0.004338	-2.255	0.0249 *
testaB:posizsx	-0.045652	0.006134	-7.442	1.33e-12 ***
testaC:posizsx	0.050652	0.006134	8.257	6.70e-15 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.0208 on 270 degrees of freedom

Multiple R-Squared: 0.8005, Adjusted R-squared: 0.7968

F-statistic: 216.6 on 5 and 270 DF, p-value: < 2.2e-16

Decentramento inferiore ~ $\alpha + \beta$ testa + γ posizione + ε

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.1154348	-0.0128261	0.0008696	0.0139130	0.0745652

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.326087	0.003397	979.170	< 2e-16 ***
testaB	-0.093261	0.004804	-19.414	< 2e-16 ***
testaC	-0.006957	0.004804	-1.448	0.149
posizsx	-0.030435	0.004804	-6.335	9.86e-10 ***
testaB:posizsx	0.083043	0.006794	12.224	< 2e-16 ***
testaC:posizsx	-0.005217	0.006794	-0.768	0.443

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.02304 on 270 degrees of freedom

Multiple R-Squared: 0.639, Adjusted R-squared: 0.6323

Decentramento esterno ~ $\alpha + \beta$ testa + γ posizione + ε

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.106739	-0.012609	0.003261	0.013261	0.058696

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	2.496087	0.003354	744.256	< 2e-16 ***
testaB	-0.023478	0.004743	-4.950	1.31e-06 ***
testaC	0.015217	0.004743	3.208	0.00150 **
posizsx	0.002391	0.004743	0.504	0.61455
testaB:posizsx	0.014565	0.006708	2.171	0.03077 *
testaC:posizsx	0.043043	0.006708	6.417	6.21e-10 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

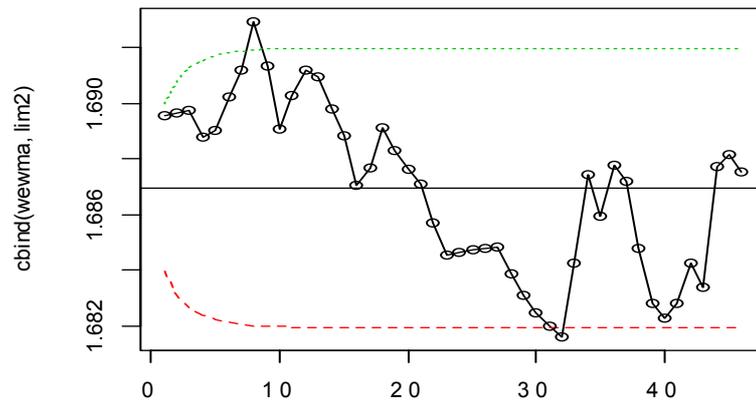
Residual standard error: 0.02275 on 270 degrees of freedom

Multiple R-Squared: 0.5758, Adjusted R-squared: 0.5679

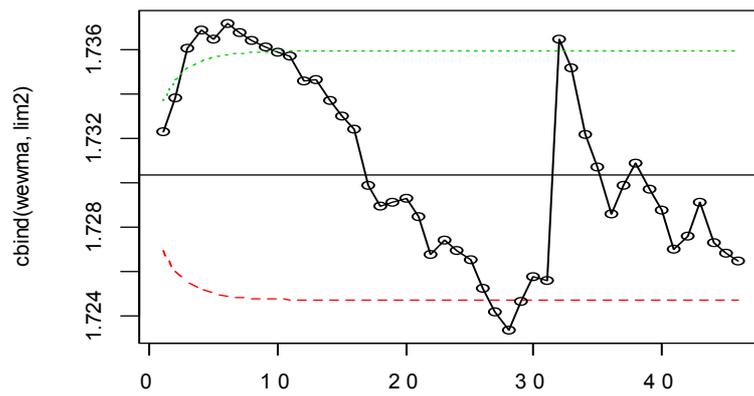
F-statistic: 73.29 on 5 and 270 DF, p-value: < 2.2e-16

APPENDICE B

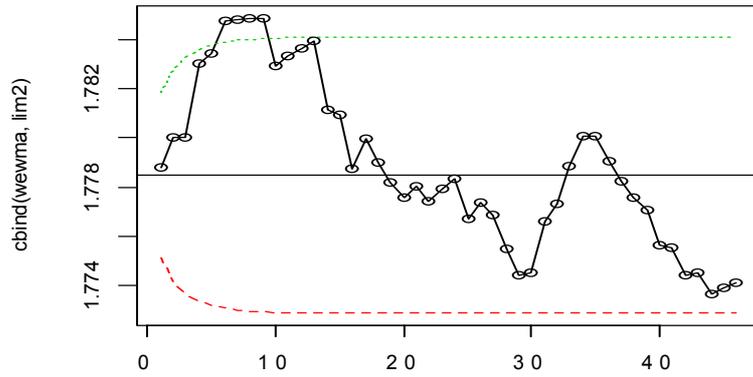
Profondità sede, testa A



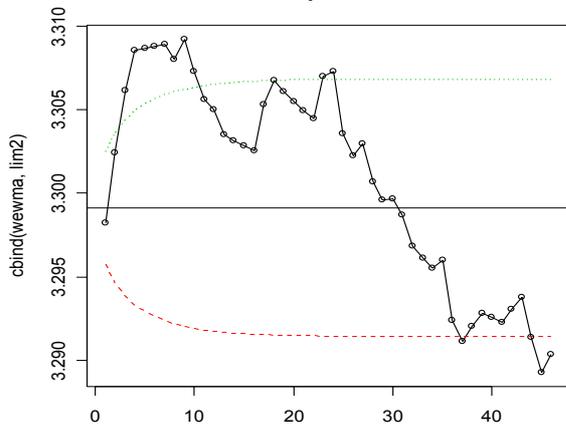
Profondità sede, testa B



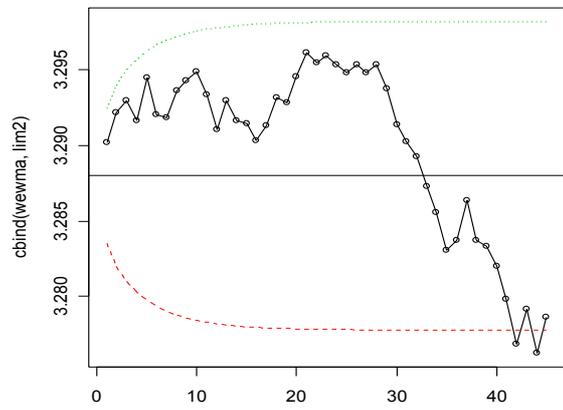
Profondità sede, testa C



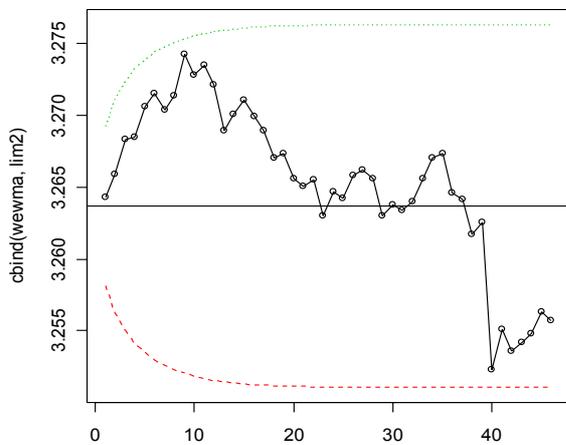
Decentramento superiore destro, testa A



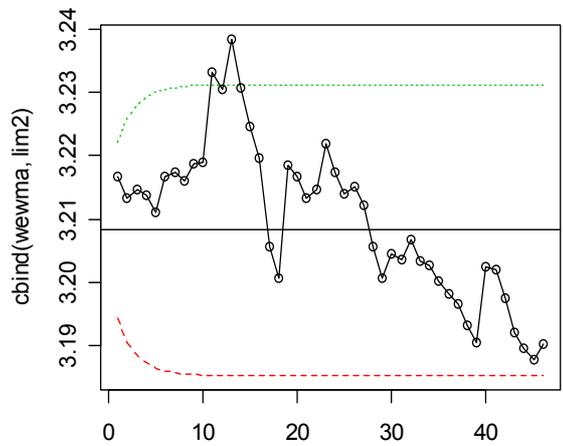
Decentramento superiore sinistro, testa A



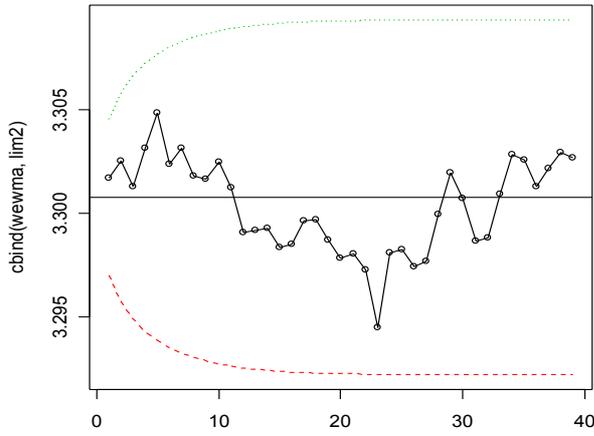
Decentramento superiore destro, testa B



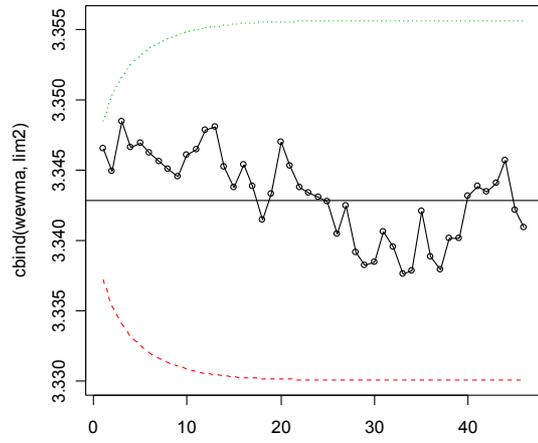
Decentramento superiore sx, testa B



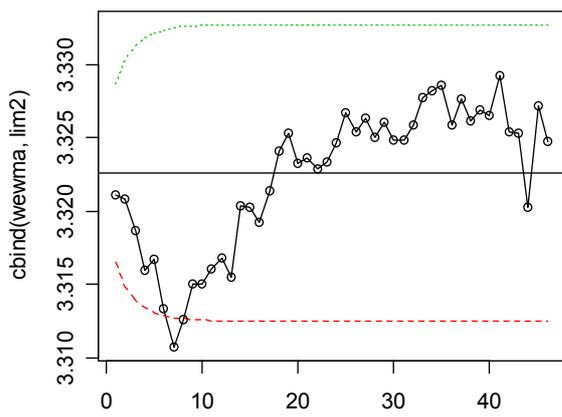
Decentramento superiore destro, testa C



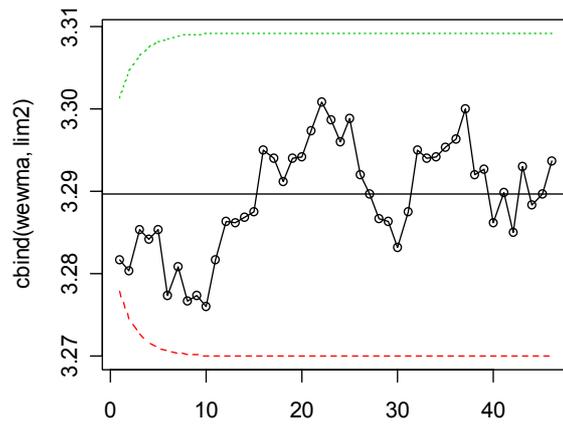
Decentramento superiore sinistro, testa C



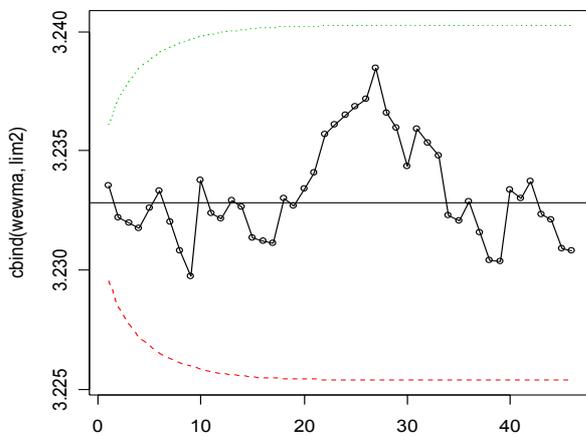
Decentramento inferiore dx, testa A e C



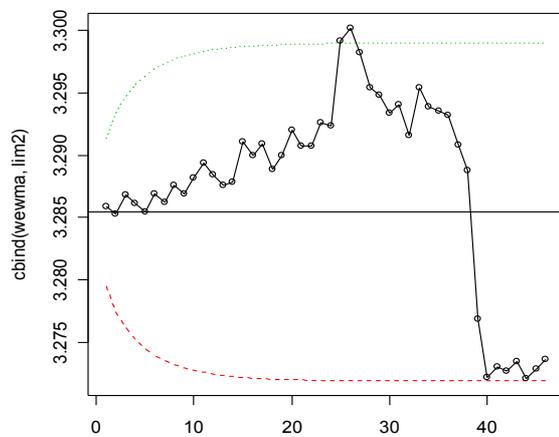
Decentramento inferiore sx, testa A e C



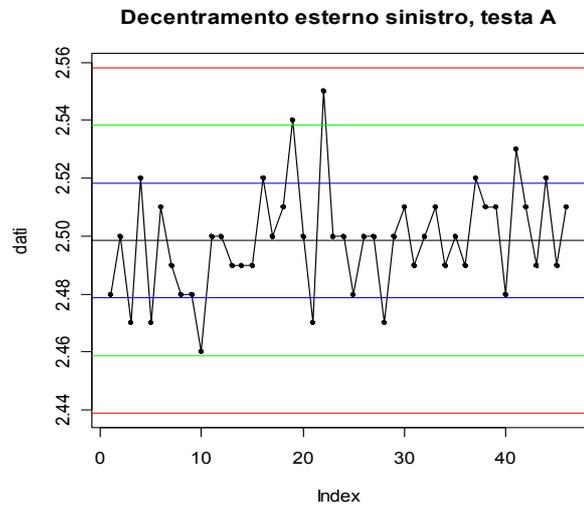
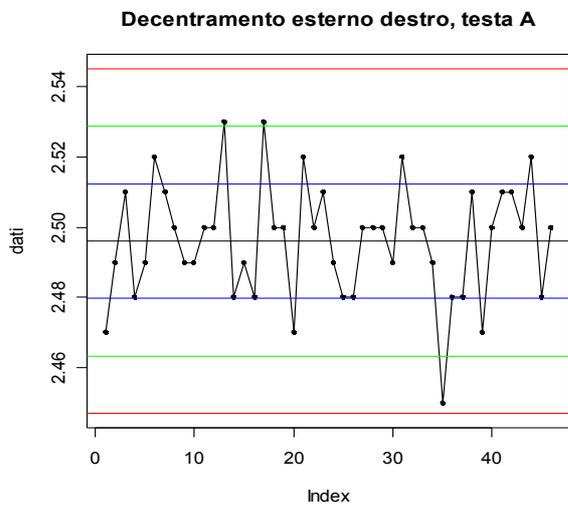
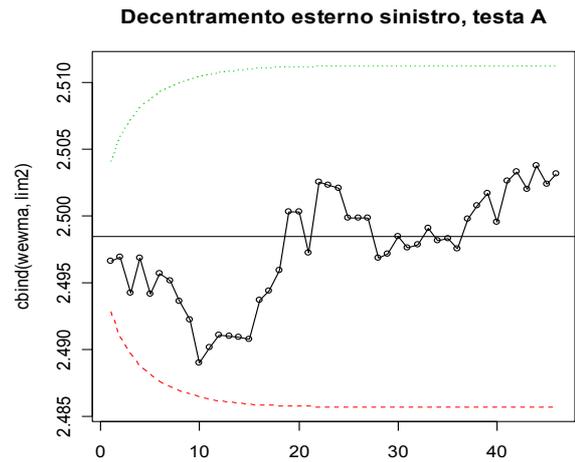
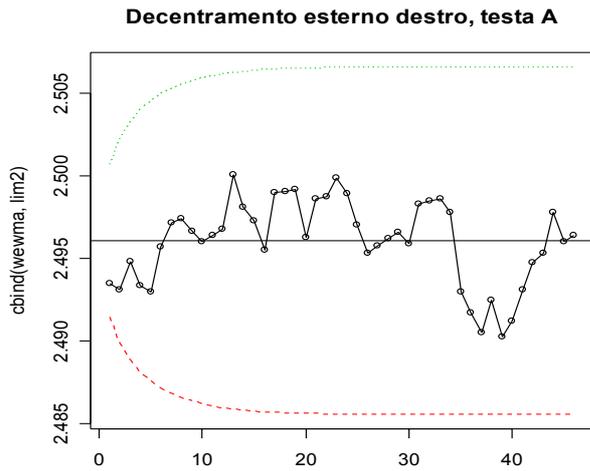
Decentramento inferiore destro, testa B



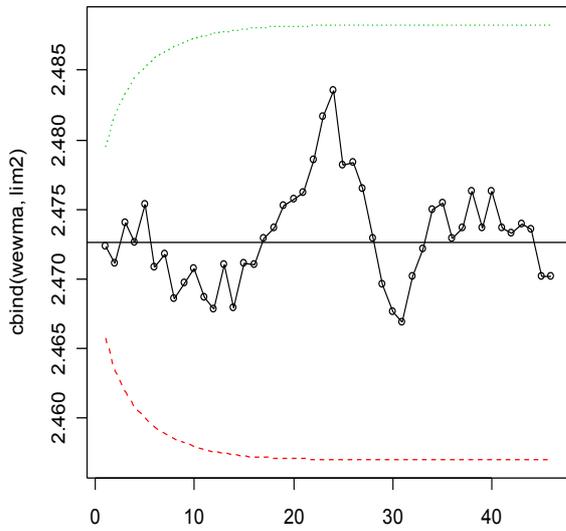
Decentramento inferiore sinistro, testa B



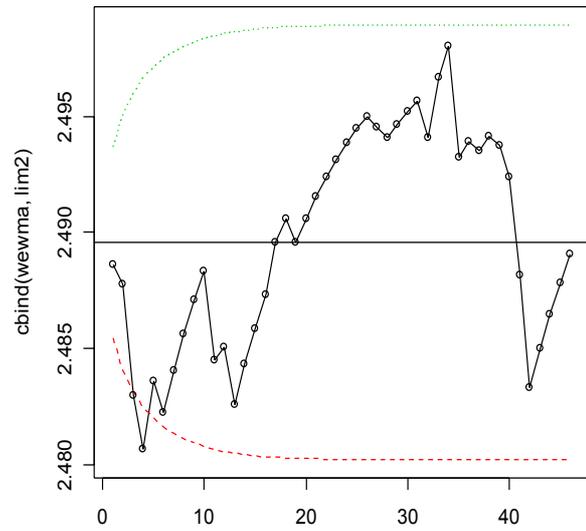
Appendice B



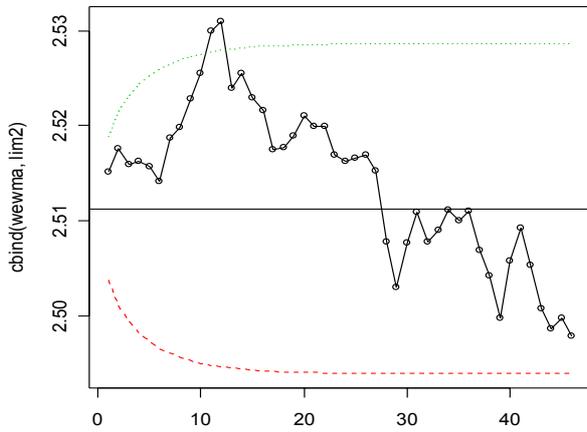
Decentramento esterno destro, testa B



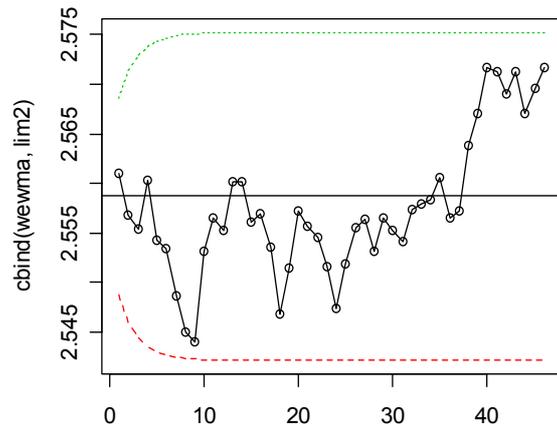
Decentramento esterno sinistro, testa B



Decentramento esterno destro, testa C

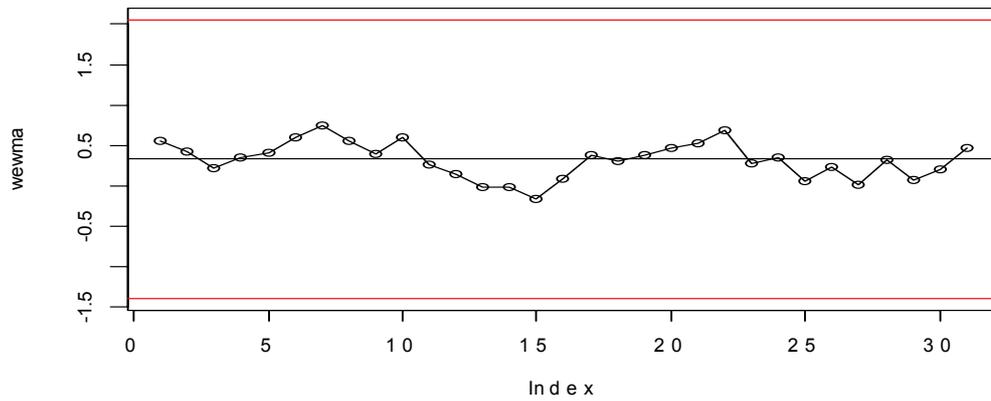


Decentramento esterno sinistro, testa C

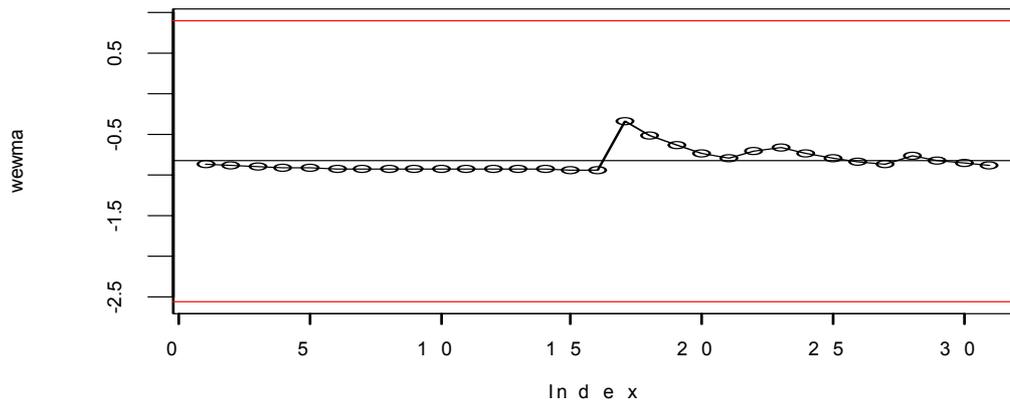


APPENDICE C

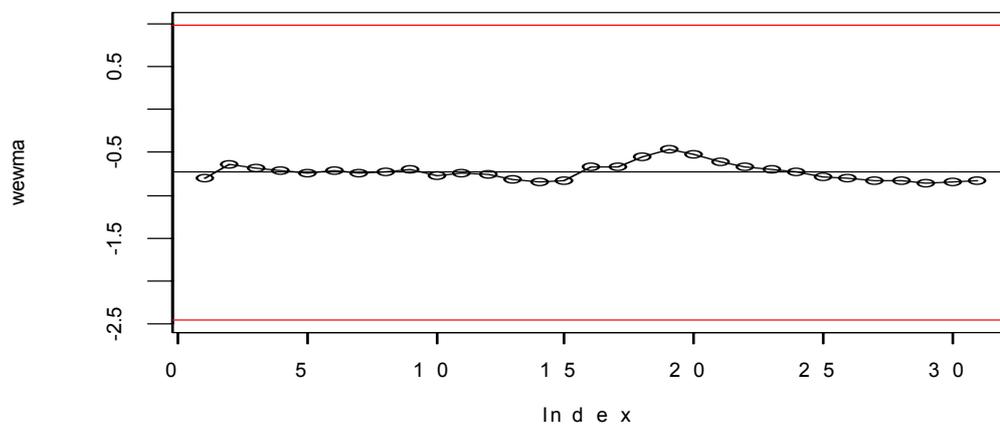
Carta sui ranghi: profondità sede, testa A



Carta sui ranghi: profondità sede, testa B

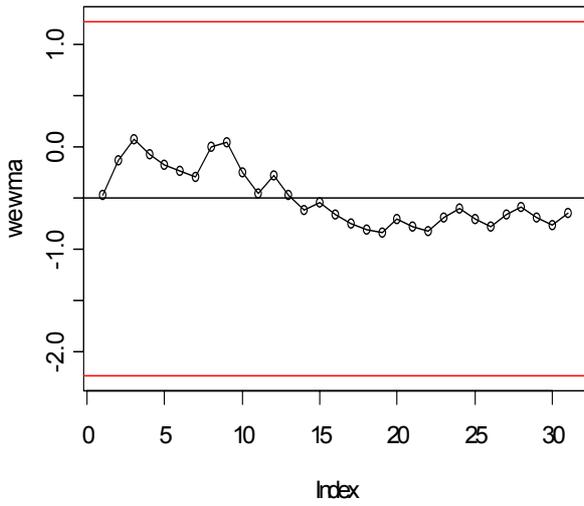


Carta sui ranghi: profondità sede, testa C

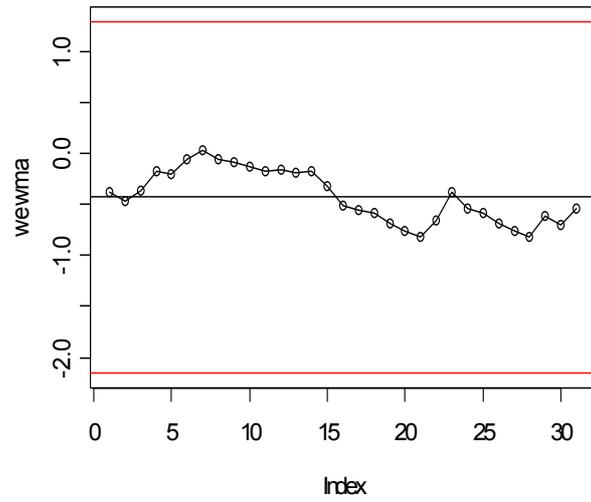


Appendice C

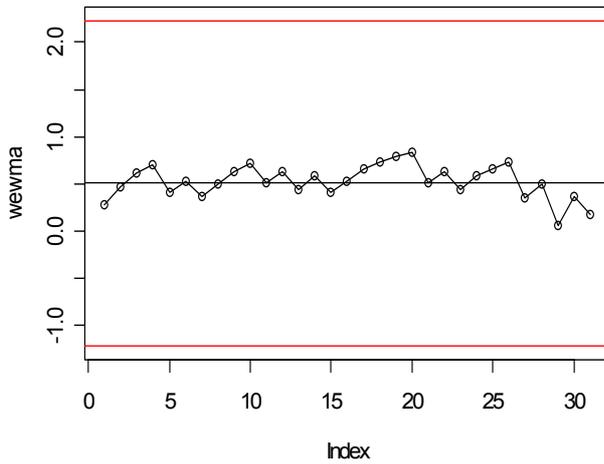
Carta sui ranghi: decentramento superiore dx, testa A



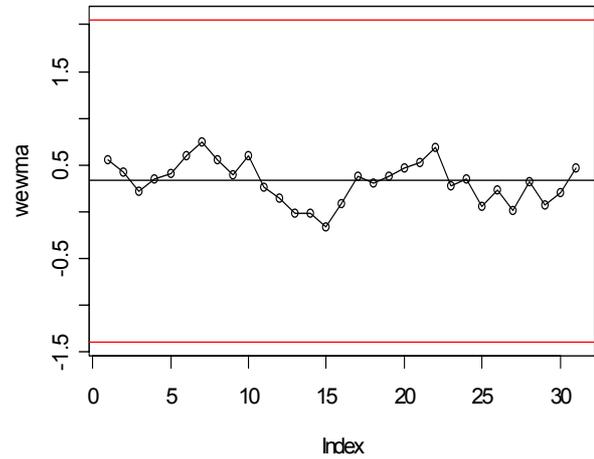
Carta sui ranghi: decentramento superiore sx, testa A



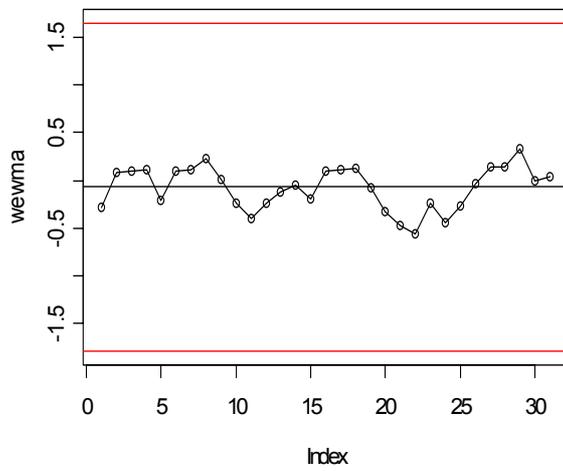
Carta sui ranghi: decentramento inferiore dx, testa A e C



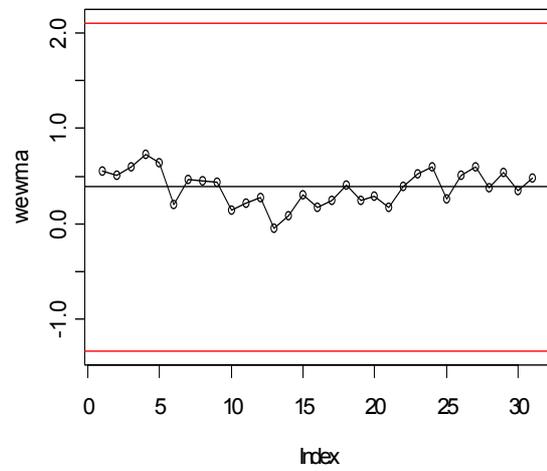
Carta sui ranghi: decentramento inferiore sx, testa A e C



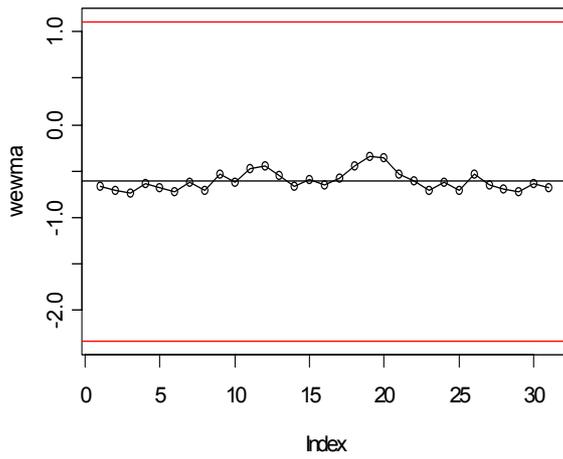
Carta sui ranghi: decentramento esterno dx, testa A



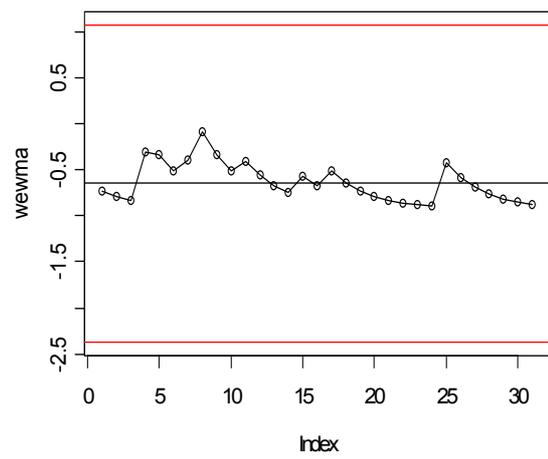
Carta sui ranghi: decentramento esterno sx, testa A



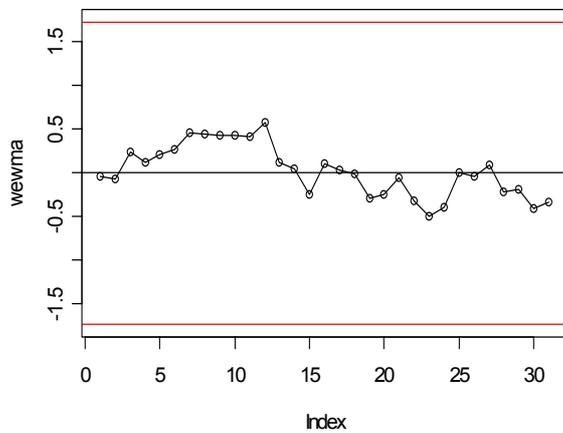
Carta sui ranghi: decentramento superiore dx, testa B



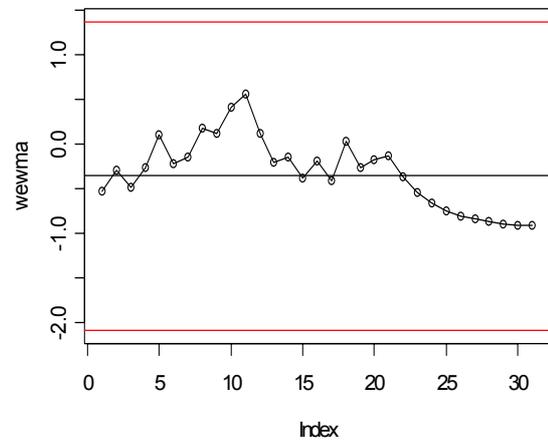
Carta sui ranghi: decentramento superiore sx, testa B



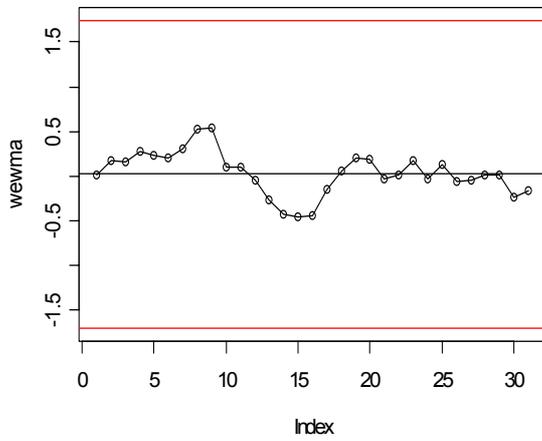
Carta sui ranghi: decentramento inferiore dx, testa B



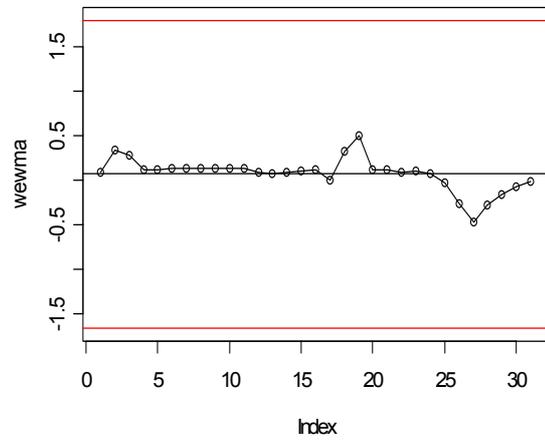
Carta sui ranghi: decentramento inferiore sx, testa B



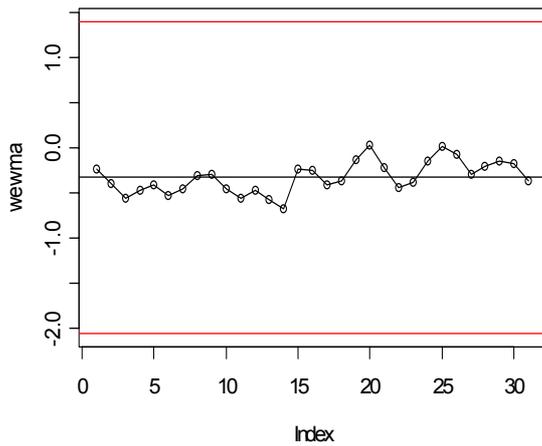
Carta sui ranghi: decentramento esterno dx, testa B



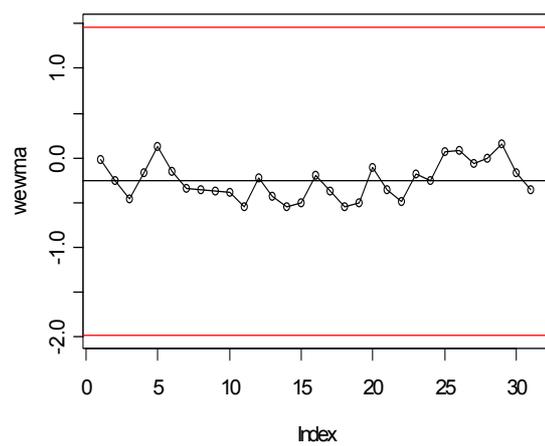
Carta sui ranghi: decentramento esterno sx, testa B



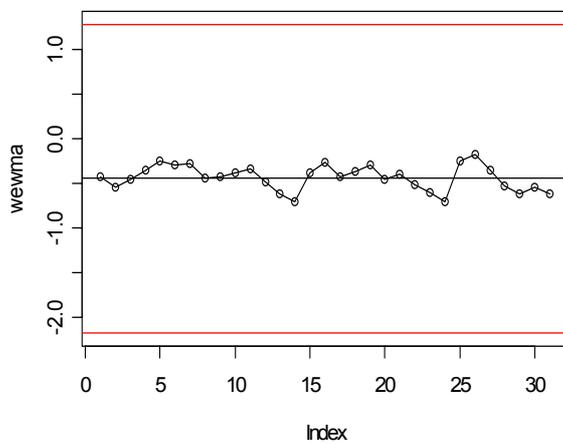
Carta sui ranghi: decentramento superiore dx, testa C



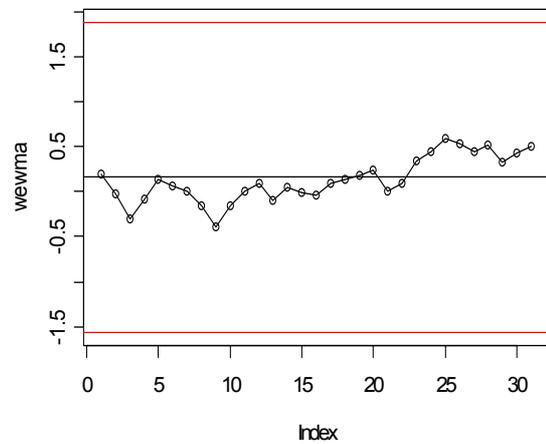
Carta sui ranghi: decentramento superiore sx, testa C



Carta sui ranghi: decentramento esterno dx, testa C



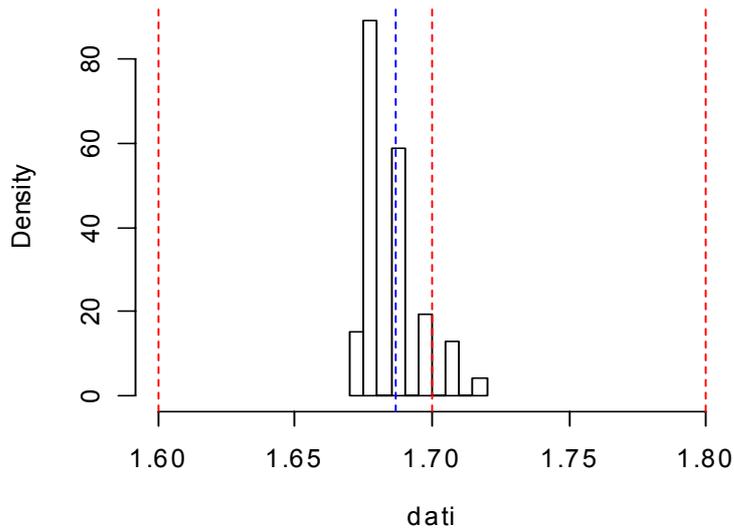
Carta sui ranghi: decentramento esterno sx, testa C



APPENDICE D

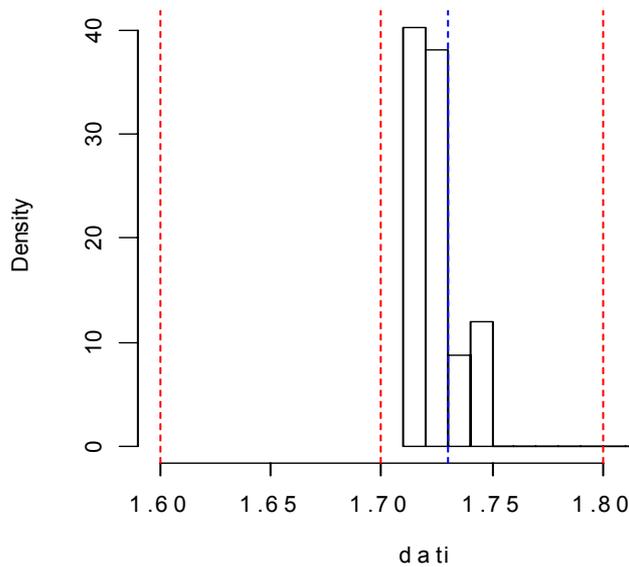
Cp = 3.0303 Cpk = 2.9438 Cpmk = 1.3357 Cpm = 1.5361
 (Cp = 8.1277 Cpk = 7.0711 Cpmk = 1.6899 Cpm = 1.9424)

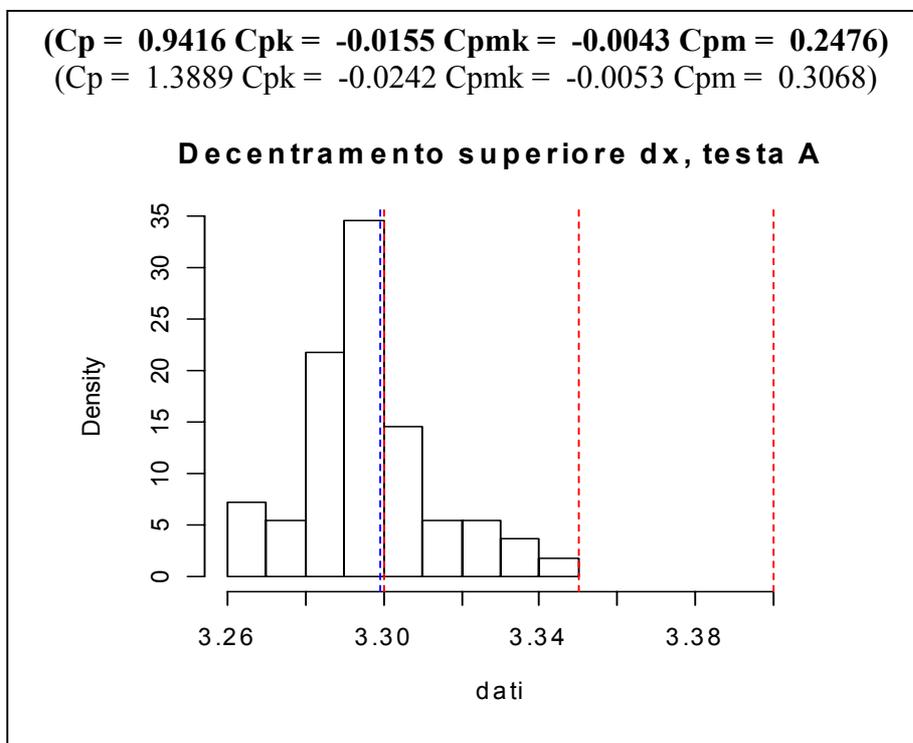
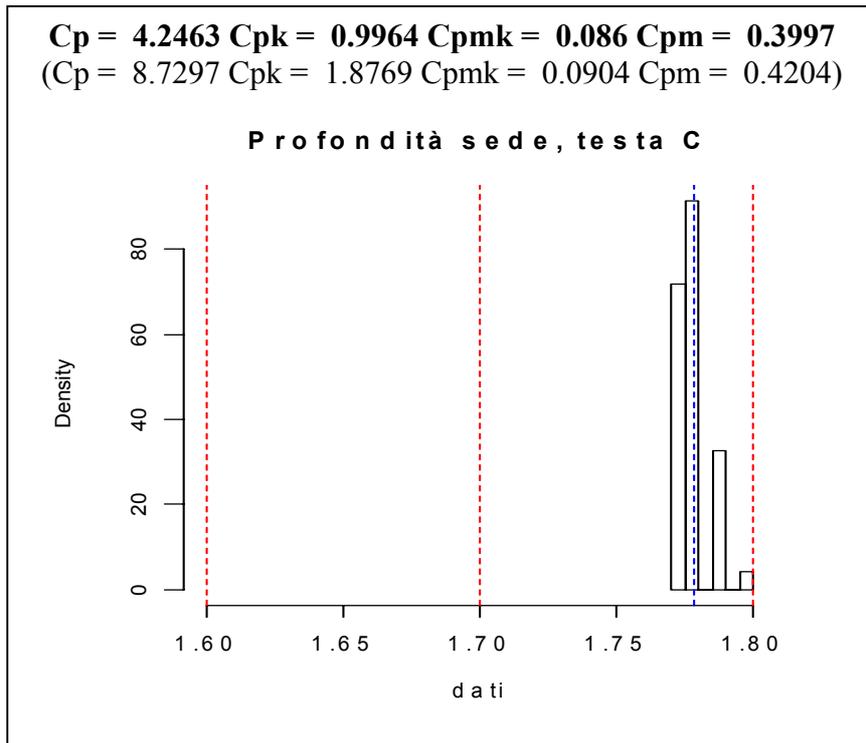
Profondità sede, testa A

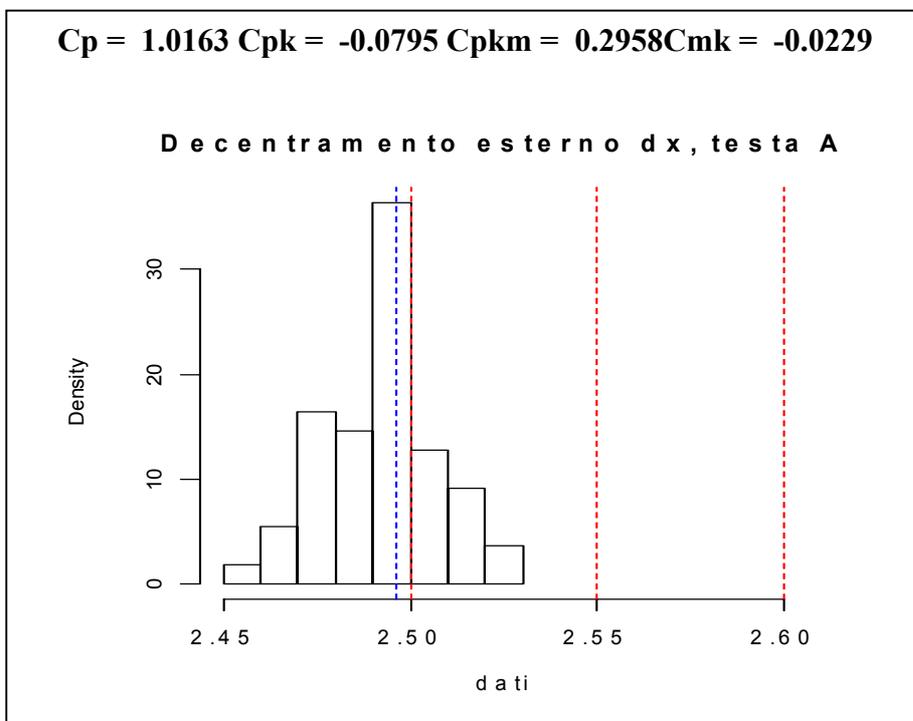
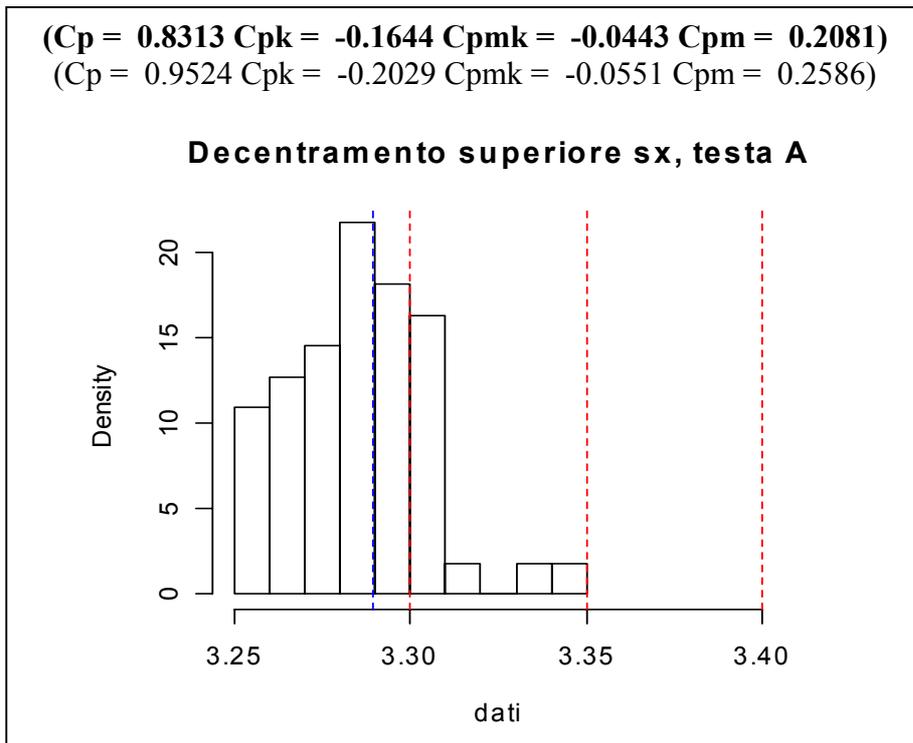


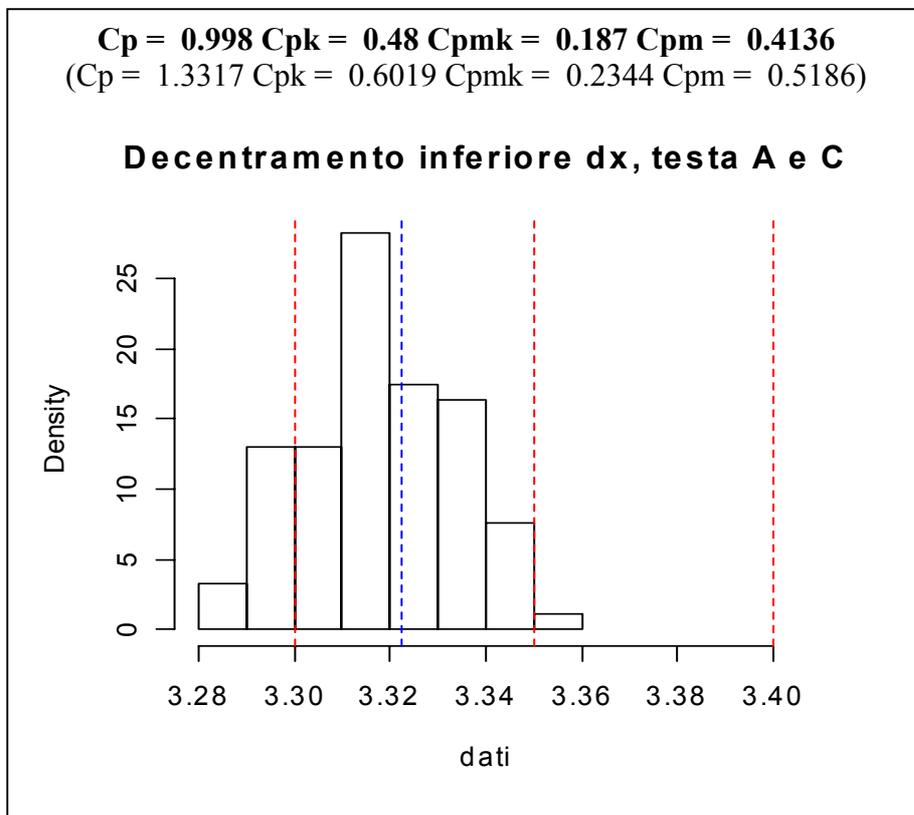
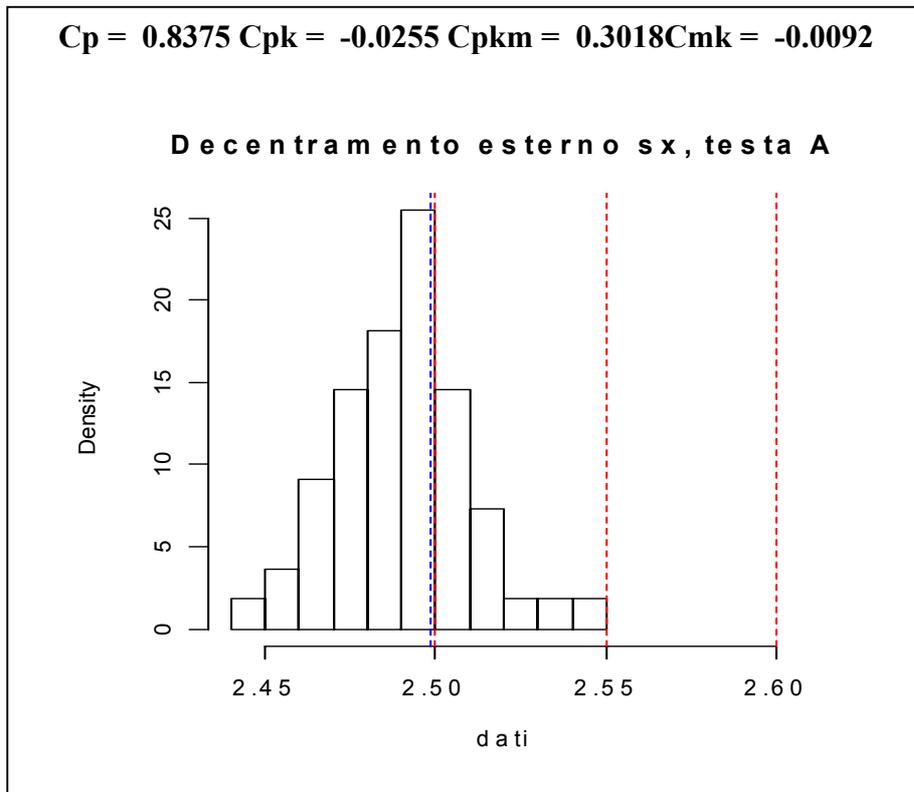
Cp = 1.7873 Cpk = 0.7846 Cpmk = 0.4246 Cpm = 0.6094
 (Cp = 7.3657 Cpk = 5.1339 Cpmk = 0.6811 Cpm = 0.9771)

Profondità sede, testa B



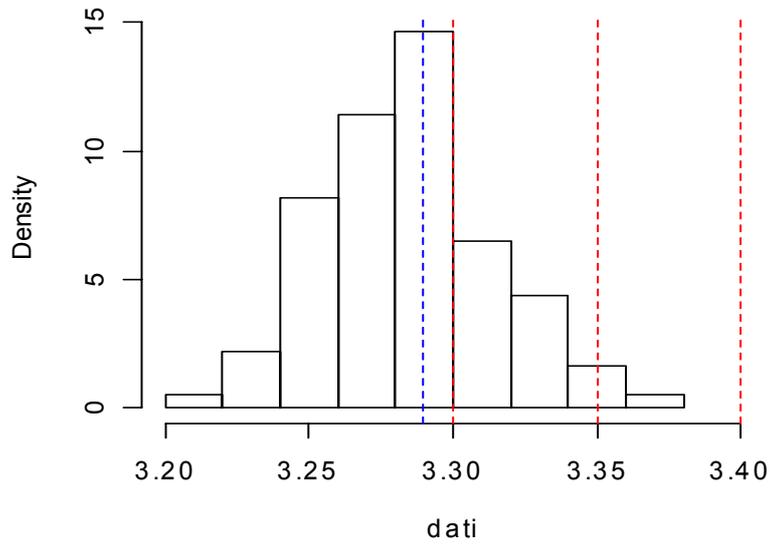






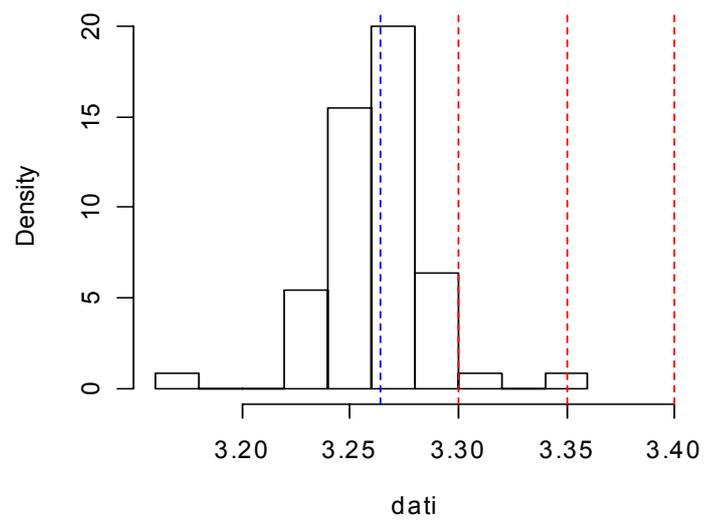
Cp = 0.5429 Cpk = -0.1084 Cpmk = -0.039 Cpm = 0.1868
 (Cp = 0.7936 Cpk = -0.1651 Cpmk = -0.051 Cpm = 0.245)

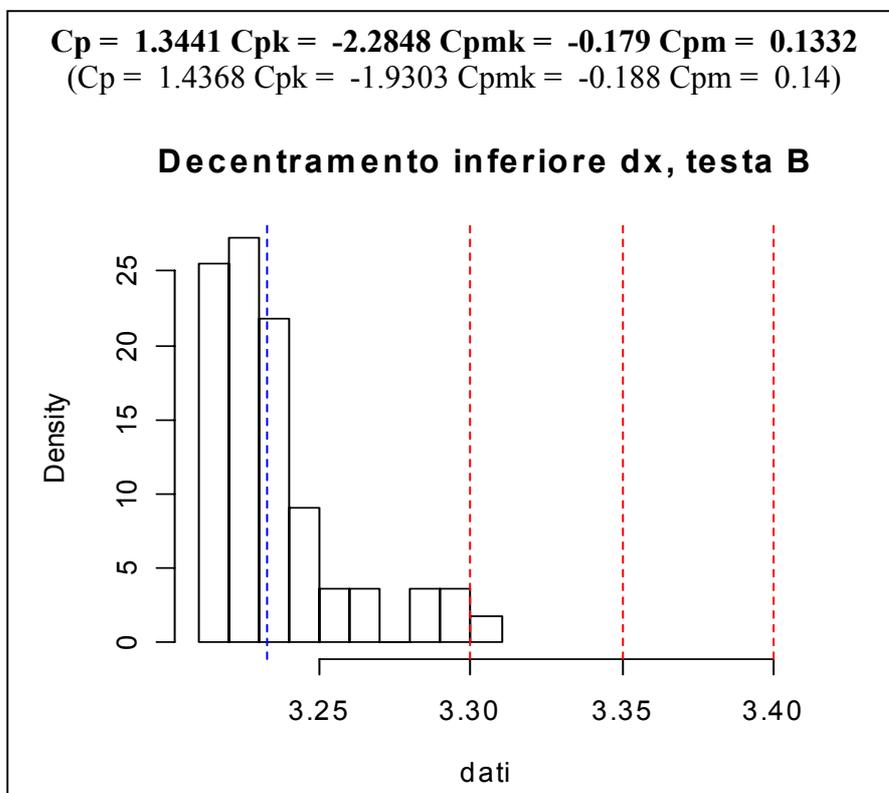
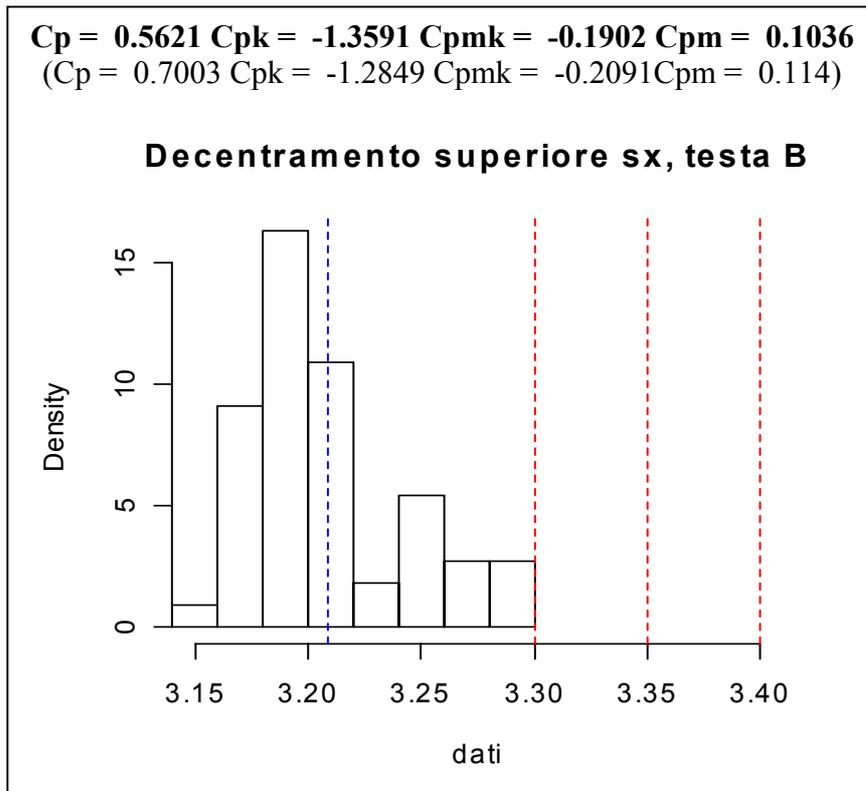
Decentramento inferiore sx, testa A e C



Cp = 0.788 Cpk = -0.4601 Cpmk = -0.1168 Cpm = 0.1609
 (Cp = 0.846 Cpk = -0.6143 Cpmk = -0.1346 Cpm = 0.1854)

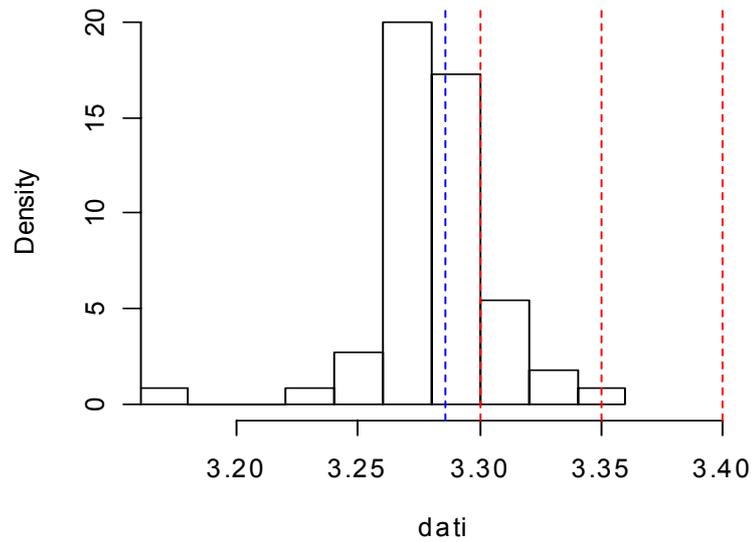
Decentramento superiore dx, testa B





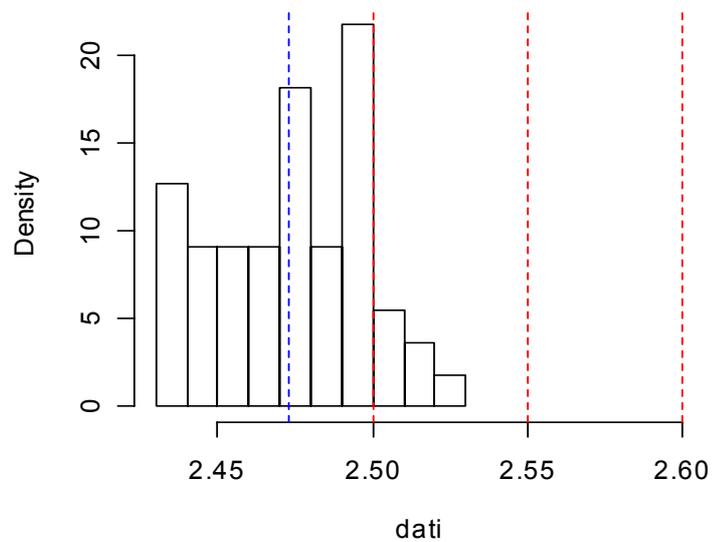
Cp = 0.6361 Cpk = -0.1746 Cpmk = -0.0586 Cpm = 0.201
 (Cp = 0.7899 Cpk = -0.2301 Cpmk = -0.069 Cpm = 0.2367)

Decentramento inferiore sx, testa B



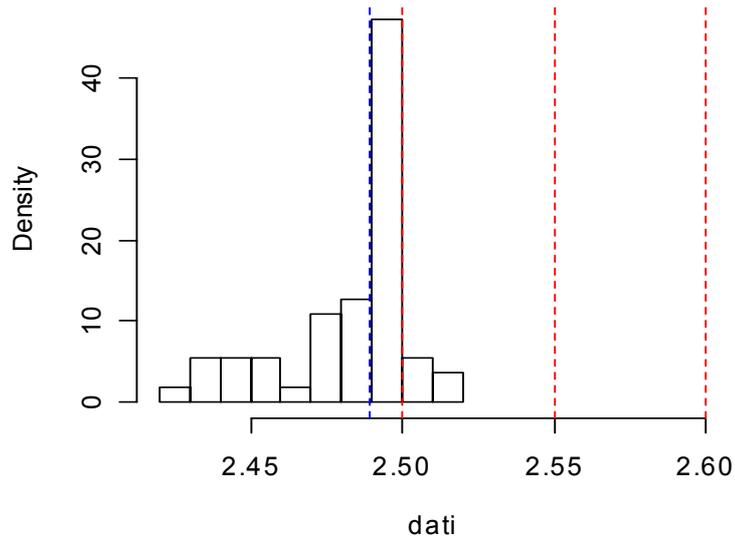
Cp = 0.7424 Cpk = -0.382 Cpmk = -0.0931 Cpm = 0.1699
 (Cp = 0.6831 Cpk = -0.3742 Cpmk = -0.1122 Cpm = 0.2047)

Decentramento esterno dx, testa B



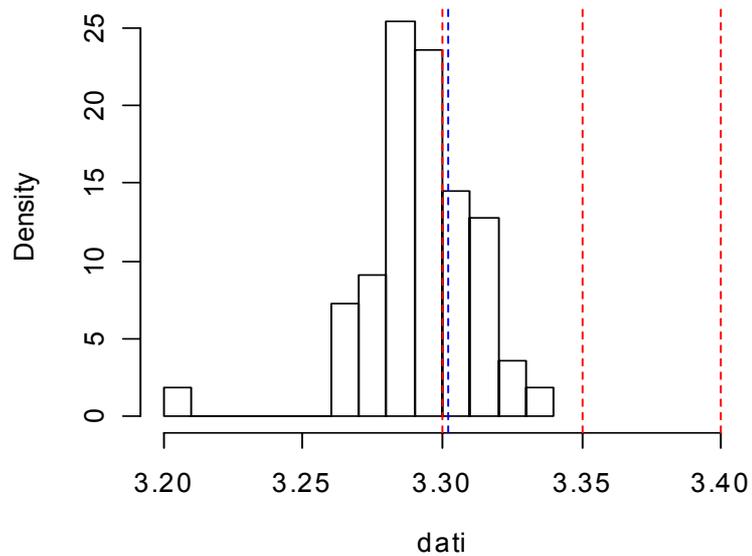
C_p = 0.7698 C_{pk} = -0.1115 C_{pmk} = -0.0394 C_{pm} = 0.1888
 (C_p = 1.1416 C_{pk} = -0.2382 C_{pmk} = -0.0542 C_{pm} = 0.2599)

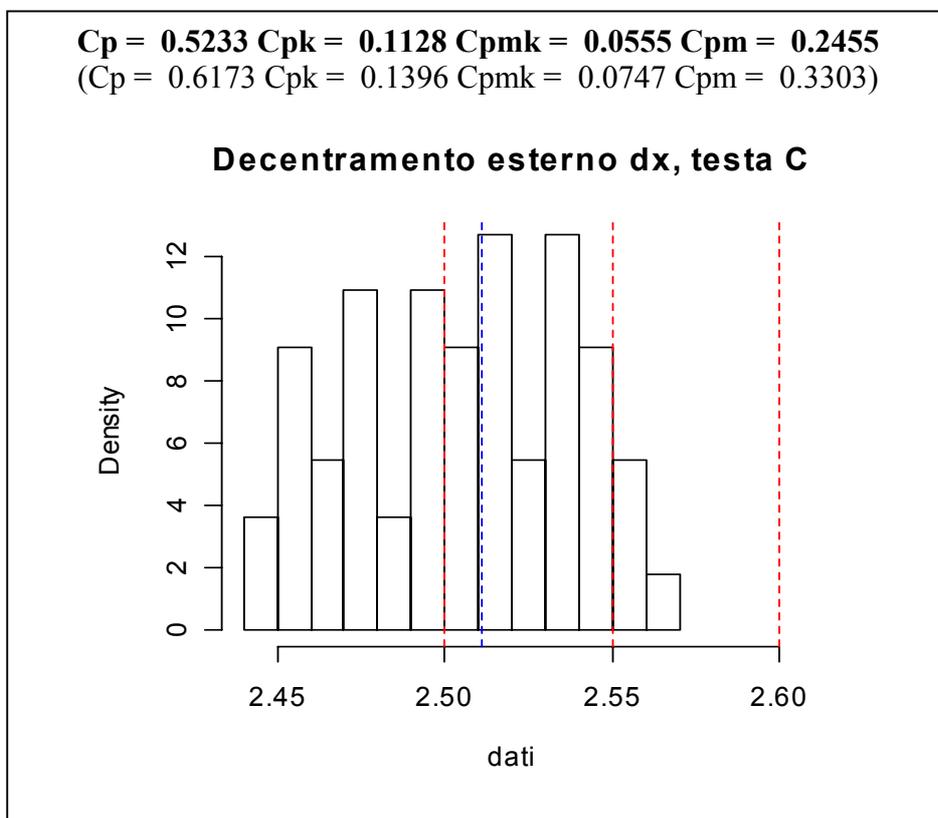
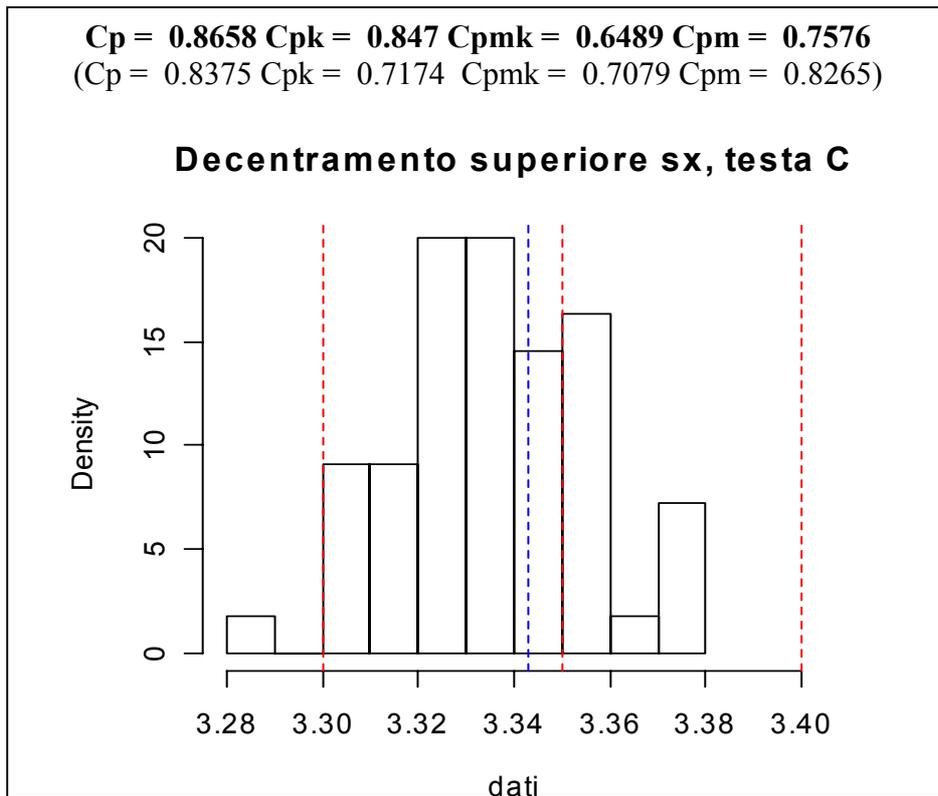
Decentramento esterno sx, testa B

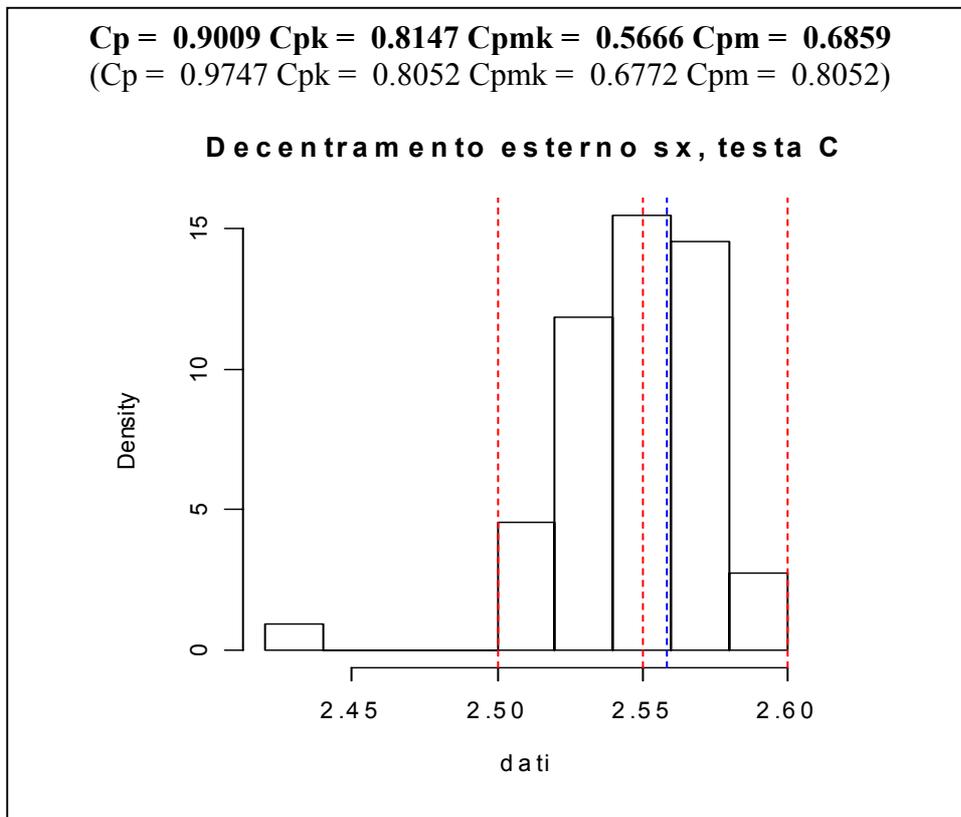


C_p = 1.0718 C_{pk} = 0.0526 C_{pmk} = 0.0112 C_{pm} = 0.2869
 (C_p = 1.2077 C_{pk} = 0.0473 C_{pmk} = 0.0128 C_{pm} = 0.0128)

Decentramento superiore dx, testa C







APPENDICE E: PROGRAMMI UTILIZZATI

```

"rstar"<-function(dati)
{
n<-length(dati)
g<-dati[1:(n/3)]
d<-length(g)
f<-dati[(n/3)+1:(n-n/3+1)]
w<-c(rep(0,length(g)))
rstar<-c(rep(0,length(f)))
r<-c(rep(0,length(f)))
for (t in 1:length(f))
{
  for (i in 1:length(g))
  {
    if (f[t]>g[i])
      w[i]<-1+sum(w[i-1])
    else
      w[i]<-0+sum(w[i-1])

    rstar[t]<-1+sum(w[i])
    i<-i+1
    r[t]<-(2/d)*(rstar[t]-((d+1)/2))
  }
t<-t+1
}
cbind(rstar,r)
}

"vaWV"<-function(dati,my,LS)
{
n<-length(dati)
n2<-length(dati[dati>my])
x2<-dati[dati>my]
S2<-sqrt(2*(sum(x2-my)^2)/(2*n2-1))
cat("S2 = ", round(S2,digits=4), "\n")
ST2<-sqrt(2*(sum(x2-LS)^2)/(2*n2))
cat("ST2 = ", round(ST2,digits=4), "\n")
n2<-length(dati[dati>my])
x2<-dati[dati>my]
S2<-sqrt(2*(sum(x2-my)^2)/(2*n2-1))
cat("S2 = ", round(S2,digits=4), "\n")
ST2<-sqrt(2*(sum(x2-LS)^2)/(2*n2))
cat("ST2 = ", round(ST2,digits=4), "\n")
}

```

Appendice E

```
"capWV"<-function(my,S1,S2,ST1,ST2,LS) #processi bilaterali#
{
LSL<-LS-0.1
USL<-LS+0.1
Cp<-(USL-LSL)/(3*(S1+S2))
cat("Cp = ", round(Cp,digits=4), "\n")
zlsl<-(my-LSL)/S1
zusl<-(USL-my)/S2
Cpk<-(min(zlsl,zusl))/3
cat("Cpk = ", round(Cpk,digits=4), "\n")
vlsl<-(my-LSL)/ST1
vusl<-(USL-my)/ST2
Cpmk<-(min(vlsl,vusl))/3
cat("Cpmk = ", round(Cpmk,digits=4), "\n")
CR<-1/Cp
cat("CR = ", round(CR,digits=4), "\n")
Cm<-(USL-LSL)/(3*(ST1+ST2))
cat("Cm = ", round(Cm,digits=4), "\n")
wlsl<-(LS-LSL)/ST1
wusl<-(USL-LS)/ST2
Cpm<-(min(wlsl,wusl))/3
cat("Cpm = ", round(Cpm,digits=4), "\n")
risS<-round(c(Cp,Cpk,Cpmk,Cpm),digits=4)
}
```

BIBLIOGRAFIA

- [1] S.Chakraborti, P.Van Der , S.T.Bakir (2001) – “Non parametric control charts: an overview and some results”, *Journal of Quality Technology*, vol. 33, n. 3, pp. 304-313
- [2] P.Hackl, J.Leodolter (1991) – “A control chart based on ranks”, *Journal of Quality Technology*, vol. 23, n. 2, pp. 117-124
- [3] H.-H- Wu, J.J. Swain, A. Farrington, S.L. Messimer (1999) – “A weighted variance capability index for general non-normal processes”, *Quality and Reliability Engineering International*, vol. 15, pp.397-402
- [4] Russell, A. Boyles (1991) – “The Taguchi capability index”, *Journal of Quality Technology*, vol. 23, n. 1, pp. 17-26
- [5] Y.M. Chou, A.M. Polansky, R.L. Mason (1998) – “Trasforming Non-Normal data to Normality in Statistical Process Control”, *Journal of Quality Technology*, vol. 30, pp. 133-141
- [6] D. C. Montgomery (1996) – “Introduction To Statistical Quality Control”, 3^a ed. By J. Wiley & Sons
- [7] L.K. Chan, F.A. e Spring (1988) – “A new Measure of process capability: C_{pm} ” *Journal of Quality Technology*, vol. 20
- [8] V.E. Kane (1986) – “Process capability indices”, *Journal of Quality Technology*, vol. 18

Bibliografia

- [9] S.W. Crowder (1989) – “Designing exponentially weighted moving average schemes”, *Journal of Quality Technology*, vol. 21
- [10] J.M. Lucas, M.S. Saccucci (1990) – “Exponentially weighted moving average control schemes: Properties and enhancements”, *Technometrics*, vol. 32
- [11] D.M. Roke (1989) – “Robust control charts” , *Technometrics*, vol. 31
- [12] S. Kotz, N.L. Johnson (2002) – “Process capability indices – a review, 1992-2000”, *Journal of Quality Technology*, vol. 34, pp. 2-19
- [13] J.A. Clemens (1989) – “Process capability calculations for non-normal distributions”, *Quality Progress*, vol.19, pp. 95-100

