

Proiect

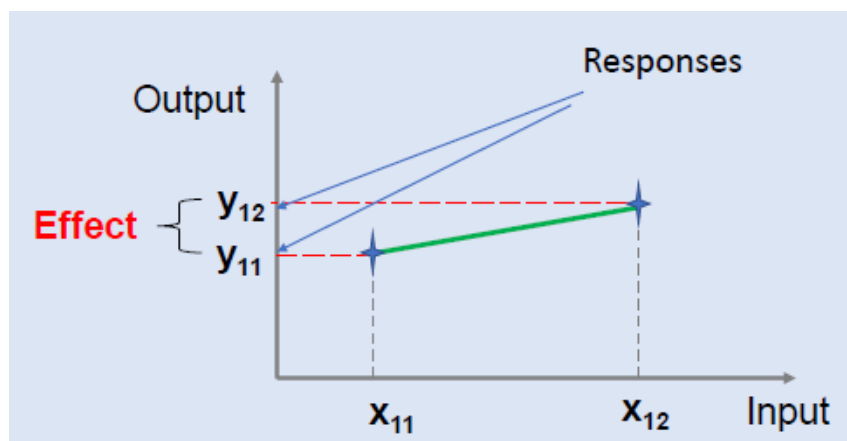
Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

Dificultati in experimente, atenuabile (mitigated) prin abordari statistice si principii de baza, suport in proiectarea unui experiment

Dr. Nicolae Varachiu*, IMT Bucuresti

Observarea unui fenomen, înregistrarea condițiilor în care are loc, ocupa un loc crucial în descoperirile științifice, iar descoperirea legilor naturii constituie un pas important, o baza solida pentru toate creațiile materiale, invențiile și inovațiile produse de omenire de-a lungul timpului; dar doar observarea pasivă a fenomenelor, proceselor, nu este suficientă în procesul de creație, de construcție a ceva nou și util: avem nevoie și de „stimularea”, crearea unor evenimente care să ne aducă informații suplimentare. Și asta se realizează prin experiment, adică prin teste în care manipulăm intrările unui proces sau dispozitiv și consemnăm răspunsurile și efectele la ieșire; reamintim că „efect” reprezintă diferența între răspunsurile (la ieșirea procesului / dispozitivului) la două valori diferite ale unei intrări:



Un exemplu faimos în istorie este **inventarea vinului spumant** de către medicul și omul de știință englez Christopher Merret în 1662; și nu cum se spune uneori de către călugărul Dom Perignon, dintr-o întâmplare, prin uitarea vinului la supra-fermentare; este adevărat că Dom Perignon a început să fabrice în 1697 vinul spumant în regiunea franceză Champagne, de unde s-a răspândit în lumea largă, fiind cunoscut ca vin fabricat după metoda „champenoise” sau chiar șampanie în limba română – de notat că prin protecția legii dreptului de autor și legea mărcii (a locurilor de origine controlate), denumirea de „șampanie” nu poate fi folosită decât pentru vinul spumant fabricat în Champagne după metode protejate de asemenea).

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

A doua fermentație spontană a vinului **a fost observată** încă din antichitate. Dar în acea perioadă, deoarece presiunea vinului în fermentația a doua este foarte mare, vasele închise (amfore) în care era depozitat se spărgeau, vinul revărsându-se pur și simplu. *Deci, DOAR acea observație a acestui fenomen NU a dus la ceva utilizabil.*



Trăind la începuturile revoluției industriale în Anglia, Christopher Merret la rândul lui, pe lângă practicarea medicinei și studiilor ca naturalist, avea o preocupare specială pentru utilizarea industrială a mineralelor, publicând și lucrări legate de metalurgie și de fabricația sticlei. Astfel a reușit, și prin numeroase **experimente**, să realizeze recipiente din sticlă rezistenți la presiuni mari, în care a putut face în continuare **experimente** cu a doua fermentație a vinului prin adăugarea de zahăr și melasa, *inventând* astfel *vinul spumant* în 1662.

În continuare Merret a rămas pasionat de dezvoltarea sticlei în general și practic de loc de vinuri, așa că faima acestui produs a început să fie dusă în lume de către Dom Perignon încăpând cu anul 1697.

Abordarea generală în planificarea și conducerea unui experiment a fost prezentată în [4] (articol în buletinul #9); detaliam acolo principalele tipuri de strategii de experimentare / testare utilizate în practică, cu avantajele și limitările fiecăreia, respectiv: încercare și eroare (**Trial and Error** / Best-Guess Approach), un factor o dată (One Factor At a Time –**OFAT**) și experiment proiectat (**DoE - Design of Experiment**)

Vom prezenta în continuare principalele dificultăți pe care le întâlnește un investigator în timpul experimentelor, urmate de un set de principii de bază în proiectarea unui experiment.

Considerăm trei surse tipice de dificultăți cu care se confruntă orice investigator:

- **Eroarea experimentală** (sau zgomot -noise)
- **Confuzia corelației cu cauzalitatea**
- **Complexitatea efectelor studiate**

Le vom prezenta și analiza pe rând.

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

Eroarea experimentală sau zgomot (*Experimental error or noise*)

Precizăm de la început folosirea aici a termenului de „eroare” în sensul științific, neutru emoțional, de *eroare statistica*, *zgomot*, de variație care nu poate fi controlată și care în general nu poate fi evitată pentru un sistem dat; **nu** în sensul de „greșeală”, care are mai degrabă o conotație emoțională.

Greșeala (*mistake*) este în general imputabilă unei persoane (sau a unui sistem de achiziție date și calcul), ca de exemplu transcrierea greșită a citirii a rezultatelor unei măsurători, cum ar fi:

- inversarea a doua cifre: 1,24 în loc de 1,42
- „pierdere” sau adăugarea de zerouri: 7,025 în loc de 7,0025
- etc.

În cazul măsurătorii, dacă considerăm doar două cifre după virgula, *eroarea de măsură* ar fi de maxim 0,005 (tipică unui proces de rotunjire)

Eroarea -cu sensul precizat mai sus - este caracterizată matematic de o *variabilă aleatoare* (descrisă de o funcție de distribuție a probabilităților), nu este în principiu atribuibilă unei cauze speciale (ca greșeala) ci mai degrabă fluctuațiilor necontrolate (neatribuibile unei cauze identificabile) din sistem, așa numitele „cauze comune”, intrinseci fluctuațiilor din sistemul analizat. Dacă dorim să reducem această eroare va trebui să schimbăm (îmbunătățim) sistemul: de exemplu, dacă o mașină de prelucrări mecanice are o precizie (zgomot, „bătăie”) de un milimetru, nu putem cere unui operator uman care o folosește să fabrice în serie piese cu o precizie sub un micron, considerând că a greșit atunci când nu se încadrează în specificațiile de un micron toleranță cerută. Dacă ne trebuie precizie de prelucrare de un micron, schimbăm mașina cu una mai precisă (cu „bătăie” sub un micron), *nu blămăm operatorul* că obține, în medie, doar o piesă la un milion în interiorul preciziei de un micron (cu mașina cu precizie de un milimetru).

În general, sursele de *eroare experimentală* sunt multiple și uzual doar o mică parte din eroare este atribuibilă *erorilor de măsurare* (instrumente, set-up, operator, etc.).

Erorile experimentale neabordate corespunzător pot duce la două mari clase de probleme:

- efecte reale, existente în urma experimentelor să fie „acoperite” de acest zgomot (eroare experimentală)
- experimentatorul poate fi indus în eroare crezând în efecte care nu există în realitate, nu au fost produse de experiment ci sunt de fapt zgomot.

Aceste posibile confuzii generate de eroarea experimentală pot fi reduse în mare măsură prin metode adecvate de proiectare a experimentului (experimental design) și analize ulterioare.

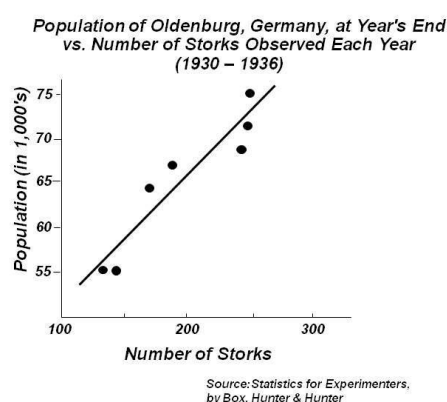
Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

Confuzia corelației cu cauzalitatea

În figura de mai jos prezentăm primul exemplu semnalat în literatura de specialitate legat de această posibilă confuzie a corelației cu cauzalitatea:



Deși se observa o puternică corelație de-a lungul a șapte ani dintre populația din Oldenburg la sfârșitul fiecărui an și numărul de berze observate în oraș în anul respectiv, credem că foarte puține persoane (sperăm că niciuna ☺) vor susține că berzele aduc copii (mai riguros, din grafic, ipoteza că numărul în creștere de berze *cauzează* creșterea observată a populației).

În multe situații apare o corelație între două variabile X și Y deoarece ambele sunt la rândul lor asociate cu altă variabilă comună Z (cu care pot avea și un raport de cauzalitate).

Un alt exemplu clasic este că s-a observat o corelație dintre creșterea cantității de înghețată vândută pe plajele din Australia și numărul de atacuri ale rechinilor asupra înotătorilor. O concluzie pripită ar fi că consumul de înghețată atrage rechinii care ataca oamenii. De fapt cauza comună este vremea, respectiv creșterea temperaturii. Similar, s-au observat corelații foarte bune între creșterea vânzării de echipament de protecție contra frigului și numărul de accidente pe pârtiile de schi. O concluzie pripită ar fi că hainele care ne protejează de frig sunt cauza accidentelor de schi.



Aceste dificultăți, confuzii pot fi depășite prin utilizarea unor principii solide de proiectare a experimentelor care vor fi prezentate și în continuare (în particular randomizarea), împreună cu cunoștințele de bază ale domeniului investigat.

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

Complexitatea efectelor

Să considerăm un studiu experimental [1] legat de efectul consumului de alcool și al cafelei asupra timpului de reacție a unui șofer aflat într-un simulator auto.

Presupunem ca fără cafea, băutul unui pahăruț de alcool (de ex. votca), crește timpul de reacție cu o medie de 0,45 secunde, iar fără alcool, băutul unei cești de cafea reduce timpul de reacție cu o medie de 0,20 secunde.

O metoda simplificata de analiza (folosita adeseori) este sa consideram că efectul combinat al intrărilor (aici alcoolul și cafeaua) asupra ieșirii (aici timpului de reacție) ar fi *aditiv* și *liniar*.

Dacă ar fi *liniar*, atunci două pahăruțe de alcool ar crește timpul de reacție cu 0,90 secunde [$= 2 \times 0,45$], iar trei cești de cafea ar reduce timpul de reacție cu 0,60 secunde [$= 3 \times (-0,20)$].

În continuare, dacă efectele ar fi aditive, un pahăruț de alcool și o ceașcă de cafea ar avea ca efect creșterea timpului de reacție cu 0,25 secunde [$= 0,45 - 0,20$].

În final, dacă efectele ar fi și liniare și aditive, 10 pahăruțe de alcool și 23 de căni de cafea ar reduce timpul de reacție cu 0,10 secunde [$10(0,45) + 23(-0,20) = -0,10$].

Dar, este mult mai plauzibil ca efectul unui pahăruț adițional de alcool să depindă de:

- numărul de pahăruțe de alcool consumate anterior, efectul alcoolului fiind *neliniar*
- numărul de căni de cafea consumate anterior, existând o *interacțiune* între alcool și cafea

Conceptul de interacțiune, vital pentru a realiza un design robust a fost prezentat în [4] (articol în buletinul #9); pentru mai multe detalii consultați [1] și [2].

Din fericire existe metode de proiectare a experimentelor care pot genera date într-o asemenea manieră încât să putem trata nu doar efecte liniare și aditive, dar și pe cele neliniare și care interacționează.. Este vorba în special de strategia de experimentare Design Of Experiments (DOE) a cărei prezentare am început-o în [4].

În articolele următoare vom prezenta mai multe detalii legate de DoE și interacțiune, urmate de exemple concrete de utilizare, cu accentuare a avantajelor practice obținute în realizarea efectivă a conceptelor potențial inovative.

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

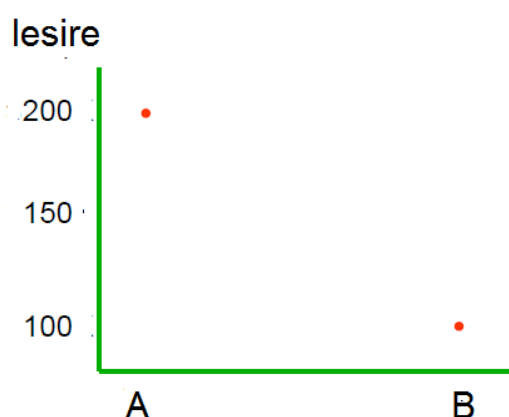
Vom prezenta în continuare câteva **principii de baza** în proiectarea unui experiment (bazat și pe statistica)

În [2] sunt considerate trei astfel de principii: **replicarea**, **randomizarea** și **blocarea**.

Le vom prezenta în continuare pe rând.

REPLICAREA (Replication -en.) înseamnă repetarea unui experiment de baza: de exemplu dacă avem un experiment de determinare a existenței unei diferențe între efectele a doua tratamente diferite A și B asupra aceluiași metal. În acest caz, de exemplu aplicăm tratamentul A pe cinci specimene din materialul de baza și tratamentul B pe alte trei specimene din același fel de material. Spunem că am obținut cinci „replicate” pentru tratamentul A și alte trei „replicate” pentru tratamentul B; A și B sunt două valori ale întăririi „tratament” ale experimentului, ieșirea fiind o mărime caracteristică a materialului pe care o măsurăm după tratamentele aplicate.

Ce ar fi rău dacă într-un experiment am face DOAR câte o singură determinare pentru fiecare dintre condiții sau tratament (valori de intrare)? Dacă am obține un rezultat ca în figura de mai jos, unde cu cât valoarea de ieșire este mai mică cu atât mai bine (de exemplu rugozitatea suprafeței metalului), am putea trage concluzia că tratamentul (procesul) B produce o un rezultat mai bun decât tratamentul (procesul) A



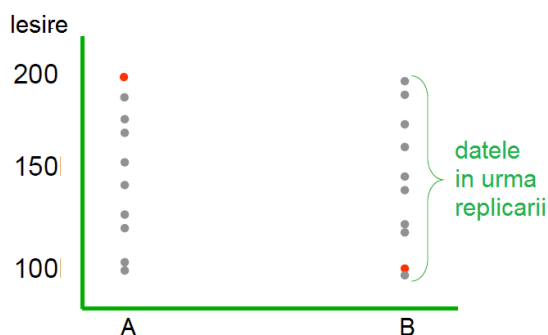
Așa să fie? Ne putem baza doar pe o singură rulare (run) a unui experiment ca să atragem o asemenea concluzie?

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

Replicam experimentul de 10 ori pentru fiecare tratament si putem obține:



Din acest ultim grafic vedem ca si in cazul A ca si in cazul B aveam practic aceeași valoare a mediilor, datele având game (range) similare. Deci nu putem trage o concluzie de diferență dintre tratamente ca in cazul anterior cu cate o singura determinare; evident acea situație fiind neconcludenta, ne captând variațiile inerente ale celor doua procese/tratamente A si B, aplicate la cate 10 specimene diferite.

Replicarea are doua avantaje importante: *primul*, ca ii permite experimentatorului să obțină o estimare a erorilor experimentale (eroare in sens statistic, fluctuații intrinseci, inerente, nu „greșeli”) si al doilea să obțină o estimare mai precisa a efectului unui factor la ieșirea sistemului (proces, produs). In acest ultim caz, daca avem o valoare medie a eșantioanelor (date obținute prin *replicare*, ca cele din graficul de mai sus din dreptul tratamentelor A, respectiv B), putem folosi in continuare inferențe statistice pentru a stabili daca exista o diferență -semnificativa statistic- intre tratamente. Explicația statistica a creșterii preciziei de estimare este ca daca σ^2 este varianța asociata unei observații individuale (fiind de fapt varianța populației inițiale din care provine eșantionul), daca avem n replicari, varianța σ_m^2 a mediei acestor n eșantioane este:

$$\sigma_m^2 = \sigma^2 / n$$

Pentru exemplul de mai sus cu 10 replicări, dacă deviația standard σ a populației ar fi fost de 10 micrometri, deviația standard a mediei eșantioanelor de la 10 run-uri ar fi fost $\sigma_{m10} = 10 / \sqrt{10} = 10 / 3,16 = 3,16$ micrometri. Daca am fi folosit doar 5 eșantioane de la 5 run-uri, am fi avut $\sigma_{m5} = 10 / \sqrt{5} = 10 / 2,24 = 4,46$ micrometri, deci am fi obținut o precizie mai slaba a estimării procesului/tratamentului.

Trebuie făcută o distincție importanta intre *replicare* si **măsurători repetate** (= măsurători multiple asupra unei probe -chiar probă multiplă formată din mai multe specimene, intr-un singur *run* (rulare) al experimentului. De exemplu, presupunem ca o singura plachetă de siliciu este corodată intr-un singur proces de corodare in plasma si o mărime critica a plachetei este măsurata apoi de trei ori (pe această plachetă). Aceste măsurători nu sunt replicari; sunt o forma de *măsurători repetate*, iar variabilitatea observata a acestor trei măsurători este o reflecție a variabilității inerente a sistemului de măsură (precizia lui). Sa consideram acum un experiment intr-o facilitate de fabricație a dispozitivelor semiconductoare: patru plachete de siliciu diferite sunt procesate *simultan* intr-un cuptor de oxidare (cu un anumit gaz cu un flux, temperatură si timp stabiliți) si apoi măsuram grosimile straturilor de oxid obținut pe fiecare plachetă. Din nou, măsurările pe cele patru plachete NU sunt replicări ci **măsurători repetate**. In acest caz ele reflecta diferențele dintre plachete si alte surse de variabilitate din interiorul cuptorului in același *run* particular. **Replicarea** ar reflecta sursele de variație si intre mai multe run-uri si (potential) in interiorul fiecarui run in parte.

Proiect

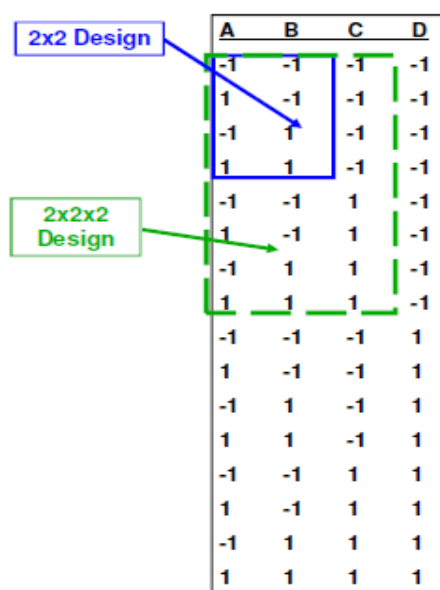
Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

RANDOMIZAREA (Randomization *-en.*) reprezintă atât alocarea aleatoare a materialului experimental cât și a ordinii în care se execută fiecare încercare / rulare (sau *run*). Aceste alocări aleatoare ale aplicării tratamentelor se fac în vederea reducerii efectelor unor factori „ascunși”, ne luând în considerare, nemonitorizați, dacă există.

Să considerăm de exemplu proiectarea unui DOE (Design of Experiment; introducere în [4] detalii în [1]) cu patru intrări și două nivele Low și High pentru fiecare factor de intrare. Vom nota în continuare, pentru simplitatea calculelor algebrice asociate, nivelul Low cu „-1” și nivelul High cu „+1” pentru toți factorii.

Ordinea standard de efectuare a experimentelor (*run*-uri; vom folosi denumirea englezească *run* pentru etapa unui experiment cu aceleași setări de intrare) se construiește din aproape în aproape, după un algoritm standard ca în figura de mai jos:



	A	B	C	D
1	-1	-1	-1	-1
2	1	-1	-1	-1
3	-1	1	-1	-1
4	1	1	-1	-1
5	-1	-1	1	-1
6	1	-1	1	-1
7	-1	1	1	-1
8	1	1	1	-1
9	-1	-1	-1	1
10	1	-1	-1	1
11	-1	1	-1	1
12	1	1	-1	1
13	-1	-1	1	1
14	1	-1	1	1
15	-1	1	1	1
16	1	1	1	1

Pentru 2 intrări A și B cu câte două nivele fiecare avem 4 run-uri: -1 și +1 al intrării A asociindu-se fiecare mai întâi cu nivelul -1 al intrării B și apoi cu nivelul +1 al intrării B. În continuare, pentru 3 factori de intrare A, B și C cu câte două nivele fiecare avem 8 run-uri, construite astfel: întreg „blocul” de 4 run-uri anterioare se asociază mai întâi cu nivelul -1 al intrării C și apoi cu nivelul +1 al aceleiași intrări C.

Pentru patru intrări A, B, C, și D cu câte două nivele fiecare, „blocul” de 8 anterior de asociază mai întâi cu nivelul -1 al intrării D și apoi cu nivelul +1 al intrării D, rezultând 16 run-uri ($2 \text{ la puterea } 4 = 2 \times 2 \times 2 \times 2$) adică tabelul de mai sus cu *ordinea standard* de efectuare a celor 16 run-uri ale unui design factorial maxim (*full factorial*).

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

Presupunem ca cele 16 experimente durează un timp îndelungat, de exemplu o zi întreagă și jumătate (opt) le facem în timpul zilei și jumătate (opt) în timpul nopții, în spațiu liber. Dacă le facem în ordinea standard, prezentată înainte, toate setările „-1” ale intrării D vor fi făcute la lumina zilei iar cele cu „+1” pe întuneric.

Dacă, fără să știm, materialele experimentale sunt fotosensibile, va rezulta ca factorul de intrare D (de exemplu un ingredient cu două valori (codate -1 și +1) este important, adică produce efecte semnificative la ieșire, chiar dacă schimbarea efectivă a valorilor de la -1 la +1 ale lui D nu ar fi avut nici un efect fără prezenta variațiilor de lumina. Aici lumina este un factor de intrare „ascuns”: (hidden) asociat, confundat (aliased) cu factorul D pe care îl controlăm. Lumina este un „zgomot”, *noise* sau *nuisance* factor și ne poate induce în eroare ca de fapt factorul D este cel important.

Cum am putea reduce acest lucru? Prin *randomizare*, prin desfășurarea experimentelor nu în ordinea standard ci în una **aleatoare**, rezultând de exemplu ordina de rulare ca mai jos, în partea dreapta:

Ordinea standard					Factor de "Zgomot"	Ordine aleatoare (RANDOMIZARE)					
Ordinea st.	A	B	C	D		Ordine st.	Ord.rulare	A	B	C	D
1	-1	-1	-1	-1	Timp	5	1	-1	-1	1	-1
2	1	-1	-1	-1		9	2	-1	-1	-1	1
3	-1	1	-1	-1		3	3	-1	1	-1	-1
4	1	1	-1	-1		8	4	1	1	1	-1
5	-1	-1	1	-1		12	5	1	1	-1	1
6	1	-1	1	-1		10	6	1	-1	-1	1
7	-1	1	1	-1		14	7	1	-1	1	1
8	1	1	1	-1		4	8	1	1	-1	-1
9	-1	-1	-1	1		2	9	1	-1	-1	-1
10	1	-1	-1	1		7	10	-1	1	1	-1
11	-1	1	-1	1		6	11	1	-1	1	-1
12	1	1	-1	1		11	12	-1	1	-1	1
13	-1	-1	1	1		1	13	-1	-1	-1	-1
14	1	-1	1	1		13	14	-1	-1	1	1
15	-1	1	1	1		16	15	1	1	1	1
16	1	1	1	1		15	16	-1	1	1	1

Se observa că în ordinea de rulare de după randomizare, în primele opt rulări (run) sunt și setări ale factorului de intrare D la valoarea -1 și la +1; similar și în următoarele opt. Este evident că factorul „ascuns” lumina își va face efectul și va influența diferit primele opt rulări și următoarele opt (materialul fiind foto-sensibil), dar nu va mai fi asociat cu factorul D care acum nu va mai apărea ca semnificativ (deși NU era de fapt). Efectul luminii fiind semnificativ va crea un factor de zgomot suplimentar, va scădea precizia finală a determinărilor, dar NU va mai influența o decizie greșită: că D (factorul confundat cu lumina) este important, că are efect semnificativ asupra ieșirii.

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

BLOCAREA (*Blocking en.*) este o tehnica de proiectare a experimentelor pentru a mari precizia cu care se fac comparații între influența factorilor de intrare asupra ieșirilor [2]. Prin *blocare* se poate reduce sau chiar elimina variația transmisă de factori de „*nuisance*” (în limba română nu avem un echivalent exact pe care să îl folosim în acest context științific, tehnic, englezescul „*nuisance*” însemnând pacoste, belea; vom folosi în continuare termenul englezesc, în analogie cu folosirea termenilor *mouse*, *software*, *hardware* etc. și chiar *tramvai* ☺).

Factorul de „*nuisance*” este un factor care influențează răspunsul experimentului (ieșirea) dar în care noi nu suntem interesați direct în acel experiment. Un exemplu ar fi un experiment legat de un proces chimic pentru care ar fi necesare două loturi diferite de materii prime din același material pentru toate rulările (*run*), un lot fiind insuficient. Inerent vor fi diferențe între loturi, mai ales dacă provin de la furnizori diferiți de exemplu; dar în cazul nostru acest lucru nu este de interes, fiind concentrați pe efectele parametrilor (intrări) procesului pentru care obținem de exemplu un randament maxim. În acest caz vom privi loturile diferite de materie primă (ale aceluiași material) ca un factor de „*nuisance*” și îl vom „blocă”. La modul general, un **bloc** este o colecție de condiții de experimentare relativ omogene.

În cazul exemplului cu procesul chimic, fiecare lot de materie primă (din același material) va forma câte un *bloc*, deoarece variabilitatea proprietăților de material din interiorul fiecărui lot (**within**) este de așteptat să fie mai mică decât variația dintre loturi (**between**). Astfel experimentatorul împarte observațiile din experimente (*statistical design*) în grupuri care sunt rulate și interpretate statistic în cadrul fiecărui bloc, mărind astfel precizia determinărilor. Fără a considera separat blocurile, eroarea totală va crește și cu aceste diferențe practic sistematice, constante (în medie) și care, prin cunoașterea unor elemente apriorice (de natură chimică, fizică în exemplul nostru, ar putea fi eliminate din estimarea efectelor factorilor de intrare de interes asupra ieșirilor.

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

Un alt exemplu ar fi studierea și apoi optimizarea unui proces de depunere cu o instalație cu patru posturi de lucru simultane, în paralel („cuiburi”). Fiecare bloc în tabelul de mai jos de desfășurare a experimentului factorial (DOE) este asociat cu un „cuib” de lucru (cavitate).

Se poate observa că fiecare „cuib” a fost asociat în experiment cu câte un bloc, run-urile fiind apoi identice pentru fiecare bloc, ca setări ale intrărilor celorlalți trei parametri pe care îi modificăm în experiment (temp, pres, cycle) fiecare cu câte două valori Low și High, sau -1 și +1), respectiv aceeași opt pentru fiecare dintre cele patru blocuri.

Block = cavity				Run / Setting variant													Average and St. Deviation for 13 cycles						
#	C4	Factors			C8-run	13 successive cycles for each run (variant)													C22-Ave	C23-StDev			
		C5-Blocks	C6-temp	C7-T-pres		C9-Cy1	C10-Cy2	C11-Cy3	C12-Cy4	C13-Cy5	C14-Cy6	C15-Cy7	C16-Cy8	C17-Cy9	C18-Cy10	C19-Cy11	C20-Cy12	C21-Cy13					
1	1	155	300	5-5-5-5-120	A	177.5	169.0	169.0	166.0	167.5	169.5	165.0	165.5	168.0	172.5	165.5	175.0	175.5	169.654	4.18522			
2	1	165	300	5-5-5-5-120	E	171.5	166.5	164.5	170.5	167.5	168.0	168.5	169.0	162.0	161.5	160.0	162.5	161.0	165.615	3.89526			
3	1	155	400	5-5-5-5-120	B	179.0	169.0	174.0	170.5	175.0	171.5	167.0	169.0	166.0	172.0	168.5	165.0	167.5	170.308	3.95568			
4	1	165	400	5-5-5-5-120	F	172.0	169.5	168.5	168.5	175.0	177.5	166.0	164.0	163.0	164.0	167.0	163.5	168.5	168.231	4.47034			
5	1	155	300	5-5-5-5-5-100	C	185.5	180.0	179.0	184.5	188.5	191.0	183.0	176.0	179.5	175.0	182.5	185.0	175.5	181.923	4.98684			
6	1	165	300	5-5-5-5-5-100	G	165.5	165.0	169.0	164.0	168.5	167.5	168.5	161.5	162.5	162.0	157.0	169.5	*	165.042	3.81062			
7	1	155	400	5-5-5-5-5-100	D	183.5	180.5	172.0	185.0	188.0	176.0	175.0	178.0	176.0	171.0	181.5	175.0	173.5	178.077	5.23548			
8	1	165	400	5-5-5-5-5-100	H	172.0	163.0	173.5	168.5	164.5	165.0	169.5	162.0	167.0	166.5	162.5	166.5	156.5	165.923	4.49929			
9	2	155	300	5-5-5-5-120	A	182.0	178.5	180.5	181.5	177.5	181.0	181.0	177.5	181.0	175.0	180.5	182.0	177.0	179.615	2.24679			
10	2	165	300	5-5-5-5-120	E	179.0	178.5	168.5	175.0	170.5	177.0	173.0	174.0	171.5	173.0	172.5	173.0	173.5	173.769	3.01120			
11	2	155	400	5-5-5-5-120	B	183.5	175.5	180.5	183.0	184.5	187.5	184.0	186.5	182.5	187.0	178.0	183.5	186.5	183.269	3.55091			
12	2	165	400	5-5-5-5-120	F	173.5	179.0	181.0	179.5	184.0	176.5	177.0	173.0	180.5	178.0	174.5	172.5	180.5	177.654	3.53780			
13	2	155	300	5-5-5-5-5-100	C	210.0	194.5	200.5	201.5	178.5	184.5	199.5	202.0	203.5	197.5	192.5	206.0	196.0	197.423	8.56311			
14	2	165	300	5-5-5-5-5-100	G	180.5	176.0	179.5	177.0	167.0	172.0	163.0	178.5	171.0	176.5	175.5	181.5	*	174.833	5.60168			
15	2	155	400	5-5-5-5-5-100	D	211.5	197.5	207.0	194.5	201.0	197.0	196.0	190.5	198.5	200.5	185.5	191.0	198.5	197.615	6.80733			
16	2	165	400	5-5-5-5-5-100	H	176.0	167.5	167.5	167.0	169.5	170.0	171.0	162.0	167.5	166.5	166.0	163.0	167.808	3.50915				
17	3	155	300	5-5-5-5-120	A	183.0	175.0	173.5	178.0	181.5	172.0	173.5	172.5	179.0	174.5	172.5	183.0	177.5	176.577	4.03550			
18	3	165	300	5-5-5-5-120	E	169.5	170.0	179.5	168.0	170.0	172.0	166.0	166.0	163.5	162.0	166.0	168.5	162.0	167.923	4.68084			
19	3	155	400	5-5-5-5-120	B	170.5	168.5	167.5	171.5	169.5	172.0	162.5	166.0	170.0	169.0	171.5	164.5	175.5	169.115	3.42876			
20	3	165	400	5-5-5-5-120	F	171.0	177.5	168.5	169.5	171.5	167.5	168.5	165.0	170.0	165.5	167.5	169.5	168.0	169.192	3.13275			
21	3	155	300	5-5-5-5-5-100	C	185.0	178.0	182.5	175.0	195.0	196.0	189.5	187.5	185.5	185.0	188.0	180.0	181.5	185.269	6.11220			
22	3	165	300	5-5-5-5-5-100	G	167.0	168.5	167.0	163.5	170.5	160.0	171.5	162.5	169.0	163.5	166.5	178.5	*	167.333	4.89589			
23	3	155	400	5-5-5-5-5-100	D	177.0	172.0	172.0	179.0	184.0	175.5	183.5	173.5	182.5	176.5	184.0	173.0	172.0	177.192	4.84570			
24	3	165	400	5-5-5-5-5-100	H	166.5	166.0	169.0	165.5	164.5	162.0	163.0	163.0	162.0	162.5	167.5	164.0	169.5	165.000	2.57391			
25	4	155	300	5-5-5-5-120	A	182.5	180.5	176.5	175.0	178.5	172.5	178.0	173.5	175.5	172.0	174.0	182.5	186.0	177.462	4.35154			
26	4	165	300	5-5-5-5-120	E	172.5	177.0	171.0	176.0	169.5	171.0	168.5	171.5	168.5	169.5	172.0	165.5	172.5	171.154	3.07804			
27	4	155	400	5-5-5-5-120	B	176.0	176.5	170.5	174.5	177.0	175.5	177.5	179.0	175.5	172.0	174.0	175.5	176.0	175.346	2.23965			
28	4	165	400	5-5-5-5-120	F	179.0	181.0	177.5	182.0	186.5	184.5	172.5	179.0	184.0	176.5	179.5	172.5	185.0	179.962	4.48823			
29	4	155	300	5-5-5-5-5-100	C	209.5	198.0	196.5	204.5	187.0	178.0	203.0	205.0	200.0	195.0	196.5	193.0	195.5	197.038	8.19670			
30	4	165	300	5-5-5-5-5-100	G	174.5	171.0	178.0	177.5	163.5	168.5	157.0	172.5	170.0	177.0	173.5	182.5	*	172.125	6.90561			
31	4	155	400	5-5-5-5-5-100	D	198.5	189.5	182.5	198.0	193.5	199.0	187.0	188.0	196.0	193.0	173.5	183.5	183.5	189.654	7.63322			
32	4	165	400	5-5-5-5-5-100	H	170.0	166.5	171.5	171.0	170.0	170.5	170.5	171.0	167.5	168.5	168.0	168.5	162.5	168.769	2.55453			

S-a făcut această „blocare” (blocking) suspectând o posibilă diferență sistematică între blocuri: metoda ANOVA (analysis of variance) relevând că variația dintre blocuri explică 24% la sută din variația totală a experimentului. Investigând în continuare s-a constatat că diferențele sistematice au fost date de diferențele în temperaturile de pre-încălzire ale cuiburilor (care trebuiau să fie egale). Egalarea ulterioară a temperaturilor a fost o operațiune simplă.

Blocarea în experimente este recomandată, deoarece înglobează cât mai multe cunoștințe sistematice apriorice existente despre viitorul experiment (ca de exemplu că avem două loturi diferite ale aceluiași material, că avem patru „cuiburi” care lucrează în paralel în instalația de depunere) și ca o recomandare generală pentru un experiment:

BLOCATI tot ce puteti si RANDOMIZATI ce nu puteti bloca!

Proiect

Parteneriat în exploatarea Tehnologiilor Generice Esențiale (TGE), utilizând o
PLATformă de interacțiune cu întreprinderile competitive TGE-PLAT

cod SMIS 2014+ 105623

Bibliografie selectiva

- [1] Box, G.; Hunter, W; Hunter, S, *Statistics for Experimenters – An introduction to Design, Data Analysis, and Model Building*, 2nd Edition, Wiley Series in Probabilities and Statistics, WILEY-INTERSCIENCE, 2005
- [2] Montgomery, Douglas, *Design and Analysis of Experiments*, 5th Edition, John WILEY & SONS INC., 2001
- [3] Montgomery, Douglas, *Introduction to Statistical Quality Control*, 6th Edition, WILEY, 2009
- [4] Varachiu, Nicolae, *Strategii de testare în laboratorul de cercetare pentru accelerarea drumului spre TRL 7-8-9* in Portal utilizatori, Buletin #9 al proiectului TGE PLAT, https://www.imt.ro/TGE-PLAT/e-news/strategii%20accelerare%20TRL7-8-9_N%20Varachiu.pdf

***Dr. Nicolae Varachiu** este directorul Centrului de transfer tehnologic in micro si nano inginerie al IMT-Bucuresti, specialist proprietate intelectuala si transfer tehnologic in cadrul proiectului TGE PLAT.

Are o lunga experienta in cercetarea aplicata, publicand peste 50 de lucrari stiintifice in carti, jurnale si proceeding-uri. A desfasurat activitate didactica la Universitatea Politehnica Bucuresti, Academia Tehnica Militara, Universitatea de Arhitectura „Ion Mincu” Bucuresti si a fost pentru un an profesor invitat la Universitatea Calgary, Canada si 4 ani cercetator asociat (part time) la Universitatea Dortmund, Germania.

In februarie 2018 a fost director de proiect de mobilitate in domeniul transferului de tehnologie desfasurat la Toulouse, Franta, in laboratoarele LAAS ale CNRS si la Institute National de Science Applique, unde in data de 6 iulie 2018 a fost membru intr-o comisie doctorala.

Intre 2004 si 2016 a lucrat la Honeywell Intl, sapte ani ca Sr. Research Sci. in cadrul laboratorului global Sensors and Wireless si ultimii sase ani ca Leader Six Sigma pentru EMEA (Europe, Middle East, Africa). Este coautor la 13 patente (US, World si European) in domeniul senzorial si a contribuit cu peste 20 M\$ la dezvoltarea si implementarea de noi produse si procese (NPD/NPI pana la nivelul TRL 9 inclusiv) si optimizarea/imbunatatirea unora existente, in diviziile Aerospace, Transportation Systems, Automation and Control Solutions.

In decembrie 2016 a obtinut aici certificarea de Six Sigma Master Black Belt.