კომპიუტერული ადაპტური ტესტირება

გამოსაშვები გამოცდები ტარდება კომპიუტერული ადაპტური ტესტირების მეთოდით (CAT, Computerized Adaptive Testing). ეს მეთოდი მდგომარეობს ისეთი დავალებების შერჩევაში, რომლებიც უკეთ მიესადაგება მოცემულ საგანში ყოველი კონკრეტული მოსწავლის შესაძლებლობებს და რაც შეიძლება მეტ ინფორმაციას გვაძლევს ამ საგანში მისი ცოდნისადა უნარის შესახებ.

გამოცდის დროს, ყოველ მორიგ დავალებაზე გაცემულ პასუხებზე დაყრდნობით ზუსტდება მოსწავლის უნარის მიმდინარე შეფასება. მომდევნო დავალება შეირჩევა ამ შეფასების მიხედვით ისე, რომ ამ დავალებაზე როგორც სწორი, ისე არასწორი პასუხის გაცემის შედეგად მიღებული ახალი შეფასება წინა შეფასებას მაქსიმალურად აზუსტებდეს ყველა სხვა დავალებებთან შედარებით და ა. შ.

დავალებებზე გაცემული პასუხების მიხედვით ყოველ კონკრეტულ საგანში მოსწავლეთა უნარის ამ მეთოდით შეფასება მოითხოვს შემთხვევითი ფაქტორების გათვალისწინებას, კერძოდ, მხედველობაში უნდა იქნას მიღებული როგორც მაღალი უნარის მქონე მოსწავლის მიერ მარტივი დავალების ამოხსნისას შეცდომის დაშვების ალბათობა, ისე დაბალი უნარის მქონე მოსწავლის მიერ სწორი პასუხის შემთხვევით გამოცნობის შესაძლებლობაც.

ასეთ პირობებში მოსწავლეთა უნარის შესაფასებლად აუცილებელია შესატყვისი ალბათური მოდელის გამოყენება. ეს გულისხმობს მოცემულ საგანში თითოეული დავალების რიცხვითი პარამეტრების დადგენას, რომლებიც ამ მოდელის მიხედვით განსაზღვრავს მოცემული უნარის მქონე მოსწავლის მიერ ამ დავალების სწორად ამოხსნის ალბათობას.

გამოსაშვები გამოცდებისათვის ალბათური მოდელის არჩევა განხორციელდა თანამედროვე თეორიის საფუძველზე, რომელსაც ეწოდება ტესტურ დავალებათა თეორია (Item Response Theory, შემოკლებით IRT). ტესტის კლასიკური თეორიისაგან განსხვავებით, რომელიც შეისწავლის შეფასებებს მთელი ტესტის დავალებათა ერთობლიობის საფუძველზე, ტესტურ დავალებათა თეორიაში თითოეული დავალება აღიწერება თავისი მახასიათებელი ფუნქციით (მახასიათებელი წირით) და აქცენტი კეთდება ყოველი დავალებისათვის მახასიათებელი პარამეტრების დადგენაზე. დავალების მახასიათებელი ფუნქცია გამოხატავს კანონზომიერებას, რომლის მიხედვითაც უფრო მაღალ უნარს შეესაბამება ამ დავალების სწორად ამოხსნის უფრო მაღალი ალბათობა. ალბათური მოდელები, რომლებიც გამოიყენება ტესტურ დავალებათა თეორიაში, ერთმანეთისაგან ამ მახასიათებელი ფუნქციების კონკრეტული მათემატიკური სახით განსხვავდება. მოდელის შერჩევა ხდება საცდელი ტესტირების შედეგების საფუძველზე, რომლებიც გვიჩვენებს, თუ რამდენადაა შეთანხმებული არსებული დავალებების ამოხსნის შედეგები ამოხსნის ამა თუ იმ მოდელის მიხედვით გამოთვლილ ალბათობებთან.

IRT მოდელის შერჩევის შემდეგ მის საფუძველზე იქმნება დავალებათა ბანკი, რომელშიც თითოეულ დავალებას ენიჭება მახასიათებლები შერჩეული ალბათური მოდელის მიხედვით საცდელი ტესტირების შედეგების კალიბრაციის მეშვეობით. გარდა ამისა, IRT მოდელის საფუძველზე ტესტირების ჩასატარებლად უნდა დაკმაყოფილდეს შემდეგი ორი პირობა:

(1) თითოეულ საგანში გამოსაცდელად შედგენილ დავალებათა ბანკს უნდა გააჩნდეს ერთგანზომილებიანობის თვისება, რაც ნიშნავს, რომ ის უნარი, რომელიც საჭიროა ამ ბანკში შემავალი დავალებების ამოსახსნელად, საკმარისია დახასიათდეს მხოლოდ ერთი რიცხვითი პარამეტრის მეშვეობით. მოსწავლის პასუხზე მოქმედი სხვა შესაძლო ფაქტორების გავლენა (მაგალითად, ისეთი ცოდნისა და უნარის, რომლებიც უშუალოდ არ არის ამ საგანთან დაკავშირებული) უმნიშვნელო უნდა იყოს ამ ერთი განმსაზღვრელი პარამეტრის გავლენასთან შედარებით.

(2) დავალებათა ბანკს უნდა გააჩნდეს ლოკალური დამოუკიდებლობის თვისება, რაც ნიშნავს, რომ ყოველი ფიქსირებული უნარის მქონე მოსწავლეთათვის ამ ბანკიდან აღებულ დავალებებზე სწორად და არასწორად გაცემული პასუხების ნებისმიერი კომბინაციის ალბათობა ცალკეული პასუხების ალბათობების ნამრავლის ტოლი უნდა იყოს. მაგალითად, დავალებათა ბანკი არ უნდა შეიცავდეს ისეთ დავალებებს, რომელთა შინაარსი გავლენას მოახდენს სხვა დავალებების შესრულებაზე. ამგვარი დავალებებისათვის შეიძლება დაირღვეს ლოკალური დამოუკიდებლობის პირობა, რაც შეფასების პროცესზე უარყოფითად აისახება.

სხვადასხვა IRT მოდელთან საცდელი ტესტირების შედეგების შედარების საფუძველზე შეირჩა ე. წ. სამპარამეტრიანი ლოგისტიკური მოდელი 3PL. ამ მოდელში თითოეული დავალების მახასიათებელი ფუნქცია განისაზღვრება სამი ძირითადი პარამეტრით: დისკრიმინაციით (a), სირთულით (b) და შემთხვევით გამოცნობის ალბათობით (c) და აქვს სახე:

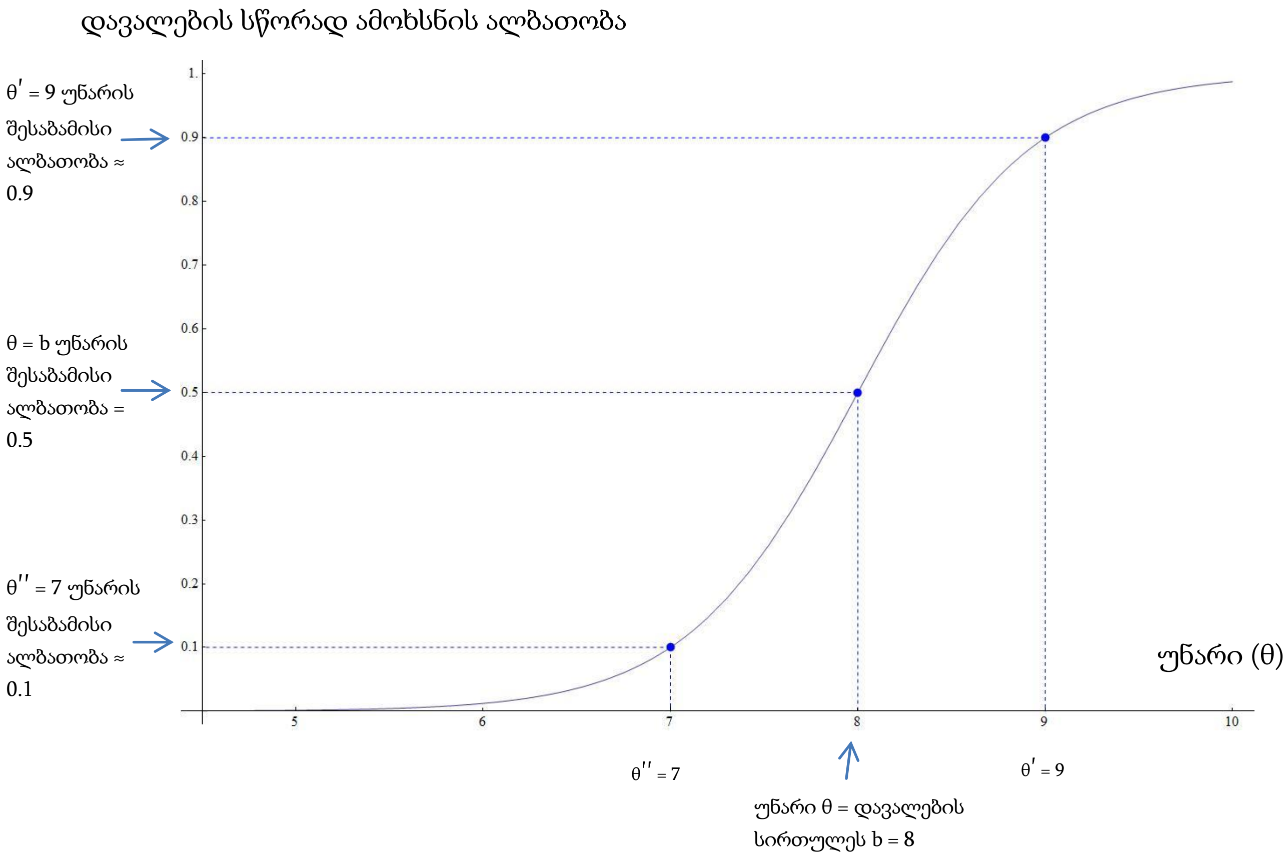
$$P_{a,b,c}(\theta) = 1 - \frac{1-c}{1+e^{a(\theta-b)}}$$

სადაც a არის დავალების დისკრიმინაცია, b სირთულე, c შემთხვევით გამოცნობის ალბათობა, θ უნარი, ხოლო $P_{a,b,c}(\theta)$ არის θ უნარის მქონე მოსწავლის მიერ ამ დავალების სწორად ამოხსნის ალბათობა სამპარამეტრიანი ლოგისტიკური მოდელის მიხედვით.

საგანში თითოეული მოსწავლის უნარი θ იზომება იმავე პირობით ერთეულებში, რომლებშიც მისთვის ამ საგანში მიცემული დავალებების b სირთულეები. მაგალითად, თუ მოსწავლეს ეძლევა ერთი და იგივე ფიქსირებული სირთულის დავალებები და მოსწავლე ამ დავალებათა უდიდეს ნაწილს სწორად ხსნის, ეს ნიშნავს, რომ მისი უნარი ამ ფიქსირებულ სირთულეს საგრძნობლად აღემატება. პირიქით, თუკი მოსწავლე ამ დავალებათა უდიდეს ნაწილს ვერ ხსნის, ეს ნიშნავს, რომ მისი უნარი ამ ფიქსირებულ სირთულეზე საგრძნობლად

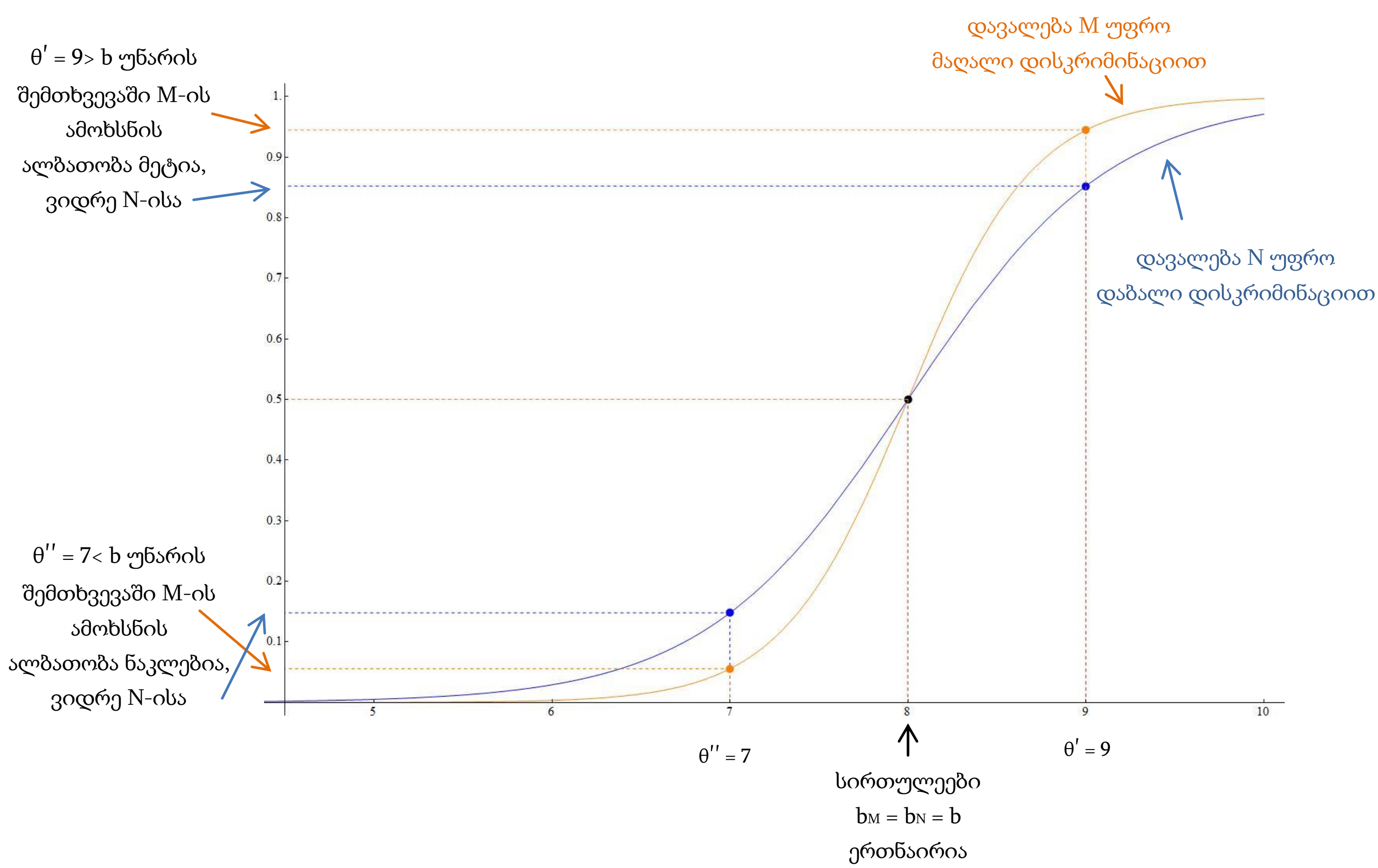
დაბალია. აქედან გამომდინარე, თუ მოხერხდება ისეთი სირთულის მოძებნა, რომ მოსწავლე სწორად ხსნიდეს ამ სირთულის დავალებების დაახლოებით ნახევარს, ეს საშუალებას მოგვცემს დავასკვნათ, რომ მოსწავლის უნარი ამ სირთულეს შეესაბამება.

ქვემოთ მოყვანილი გრაფიკი გვიჩვენებს მოცემულ საგანში ერთ-ერთი დავალებისათვის სხვადასხვა უნარის მქონე მოსწავლეების მიერ ამ დავალების სწორად ამოხსნის ალბათობებს. გრაფიკზე ამ საგანში შესაბამისი უნარი θ მოცემულია პირობით ერთეულებში 5-დან 10-მდე. დავალების სირთულე ამავე ერთეულებში არის b = 8, რაც ნიშნავს, რომ თუ ამ დავალებას მივცემთ ამავე θ = 8 უნარის მქონე მოსწავლეებს, დავალებას სწორად დაახლოებით მათი ნახევარი ამოხსნის. თუ ამავე დავალებას მივცემთ უფრო მაღალი θ = 9 უნარის მქონე მოსწავლეებს, გრაფიკის მიხედვით, შესაბამისი ალბათობა იქნება დაახლოებით 0.9, რაც ნიშნავს, რომ ასეთი უნარის მქონე 100 მოსწავლიდან ამ დავალებას სწორად ამოხსნის დაახლოებით 90. ხოლო თუ დავალებას მივცემთ უფრო დაბალი θ = 7 უნარის მქონე მოსწავლეებს, მათთვის შესაბამისი ალბათობა დაახლოებით 0.1 იქნება, ე. ი. ასეთი უნარის მქონე 100 მოსწავლიდან დავალებას სწორად ამოხსნის დაახლოებით 10.



როგორც უკვე ითქვა, სამპარამეტრიანი ლოგისტიკური მოდელის მიხედვით,გარდა სირთულისა, მოსწავლის მიერ დავალების ამოხსნის ალბათობა განისაზღვრება კიდევ ორი პარამეტრით - დისკრიმინაციით და შემთხვევით გამოცნობის ალბათობით.

დავალების დისკრიმინაცია a მით უფრო მაღალია, რაც უფრო მკვეთრად ასხვავებს ეს დავალება მისი სირთულის შესაბამის უნარზე მაღალი უნარის მქონე მოსწავლეებს ამავე უნარზე უფრო დაბალი უნარის მქონე მოსწავლეებისაგან. ვთქვათ, მოცემულია ორი დავალება M და N, რომელთა სირთულე b ერთი და იგივეა, ასე რომ, $\theta = b$ უნარის მქონე მოსწავლეები ორივე ამ დავალებას დაახლოებით ნახევარ შემთხვევებში ამოხსნიან სწორად. თუ ამ დავალებებს მივცემთ უფრო მაღალი $\theta' > b$ უნარის მქონე მოსწავლეებს, ისინი ამ დავალებებს სწორად უფრო ხშირ შემთხვევებში ამოხსნიან. მაგრამ არ არის სავალდებულო, რომ ეს ახალი სიხშირეები M და N დავალებებისათვის ერთნაირი აღმოჩნდეს. თუკი M დავალებას θ' უნარის მქონე მოსწავლეების უფრო დიდი ნაწილი ამოხსნის სწორად, ვიდრე N დავალებას, ეს ნიშნავს, რომ M დავალებას დისკრიმინაცია უფრო მაღალი აქვს, ვიდრე N დავალებას. გარდა ამისა, ასეთ შემთხვევაში მაღალი დისკრიმინაციის მქონე M დავალებას b სირთულეზე უფრო დაბალი $\theta'' < b$ უნარის მქონე მოსწავლეების უფრო ნაკლები ნაწილი გააკეთებს სწორად, ვიდრე დაბალი დისკრიმინაციის მქონე N დავალებას. ასეთ შემთხვევაში შეგვიძლია ვთქვათ, რომ M დავალება უკეთ ასხვავებს ერთმანეთისაგან b-ზე მაღალი და b-ზე დაბალი უნარის მქონე მოსწავლეებს, ვიდრე N დავალება. შესაბამისი გრაფიკი ასე გამოიყურება:

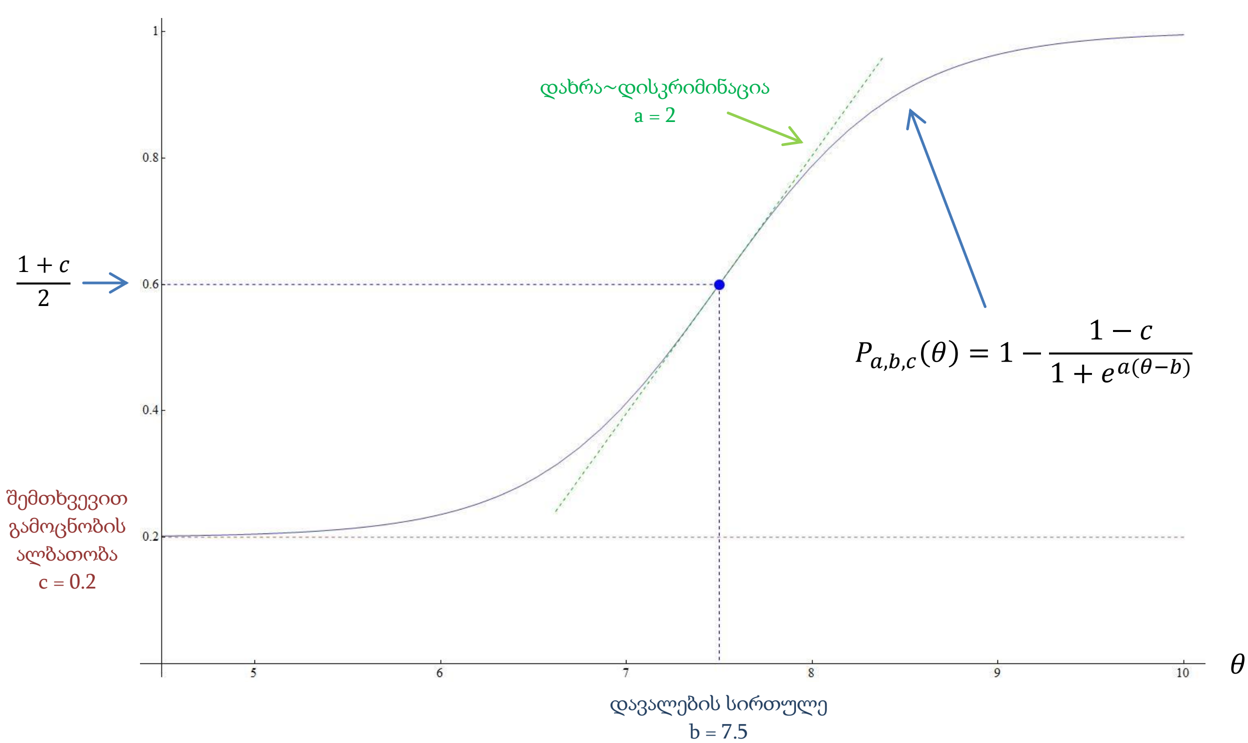


დავალების მესამე პარამეტრი c (შემთხვევით გამოცნობის ალბათობა) გასათვალისწინებელია, მაგალითად, ისეთი დავალებებისათვის, რომლებშიც მოსწავლემ რამდენიმე შესაძლო პასუხიდან ერთ-ერთი უნდა აირჩიოს. ასეთი დავალებებისათვის მოსწავლის ძალიან დაბალი უნარის არსებობის შემთხვევაშიც შესაძლებელია, რომ შემთხვევით არჩეული პასუხი სწორ პასუხს დაემთხვეს. შესაბამისად, თუკი დავალების შემთხვევით გამოცნობის ალბათობა არის $c>0$, მაშინ θ უნარისათვის, რომელიც ემთხვევა დავალების b სირთულეს, დავალების სწორად ამოხსნის ალბათობა იქნება არა ½, არამედ $\frac{1+c}{2}$. გარდა ამისა, თუ ასარჩევი პასუხების რაოდენობა არის, ვთქვათ, 4, ეს ჯერ კიდევ არ ნიშნავს, რომ შემთხვევით გამოცნობის ალბათობა ¼-ის ტოლია. მაგალითად, თუკი არასწორი პასუხებიდან რომელიმე ერთი შეხედვით უფრო სავარაუდოა, მისი არჩევის ალბათობა დაბალი უნარის არსებობის შემთხვევაში შედარებით მაღალია, რაც, შესაბამისად, სწორი პასუხის გამოცნობის ალბათობას შეამცირებს.

სამივე ამ პარამეტრის გათვალისწინებით, დავალების სწორად ამოხსნის ალბათობის უნარზე დამოკიდებულების გრაფიკს, ე. ი. ამ დავალების მახასიათებელი ფუნქციის

$$P_{a,b,c}(\theta) = 1 - \frac{1-c}{1+e^{a(\theta-b)}}$$

გრაფიკს სამპარამეტრიან ლოგისტიკურ მოდელში ასეთი სახე აქვს:



ამრიგად, დავალების მახასიათებელი ფუნქციის გრაფიკზე სირთულე შეესაბამება იმ წერტილის აბსცისას, რომლის მიმართაც წირი სიმეტრიულია, დისკრიმინაცია განსაზღვრავს ამ წირის დახრას, ხოლო შემთხვევით გამოცნობის ალბათობა არის მარცხენა ასიმპტოტის ორდინატა.

დავალებათა პარამეტრების ცოდნა საშუალებას იძლევა შევაფასოთ იმის ალბათობა, რომ θ უნარის მქონე მოსწავლე ზოგ მათგანს სწორად ამოხსნის, დანარჩენებს კი არასწორად - იმ შემთხვევაში, თუკი შესრულდება ზემოთ ნახსენები ლოკალური დამოუკიდებლობის პირობა. 3PL მოდელის მიხედვით შეგვიძლია გამოვთვალოთ სწორი და არასწორი პასუხების ნებისმიერი კომბინაციის ალბათობა, როგორც უნარის ფუნქცია, ლოკალურად დამოუკიდებელი დავალებების ნებისმიერი რაოდენობისათვის. ამ ფუნქციის ერთიანი ფორმულით ჩასაწერად გამოიყენება შემდეგი აღნიშვნები: a_i, b_i, c_i პარამეტრებიან დავალებაზე გაცემული პასუხი აღვნიშნოთ x_i-თი, სადაც $x_i = 1$, თუ პასუხი სწორია და $x_i = 0$, თუკი პასუხი არასწორია. მაშინ, იმის ალბათობა, რომ θ უნარის მქონე მოსწავლე M_1, …, M_n დავალებებზე შესაბამისი პარამეტრებით a_1, b_1, c_1, ..., a_n, b_n, c_n გასცემს პასუხებს x_1, …, x_n, ტოლი იქნება ნამრავლის

$$L_{\boldsymbol{a},\boldsymbol{b},\boldsymbol{c}}(\boldsymbol{x},\theta) = P_{a_1,b_1,c_1}(\theta)^{x_1}(1 - P_{a_1,b_1,c_1}(\theta))^{1-x_1} \cdots P_{a_n,b_n,c_n}(\theta)^{x_n}(1 - P_{a_n,b_n,c_n}(\theta))^{1-x_n},$$

სადაც $\boldsymbol{a} = (a_1, \cdots, a_n)$, $\boldsymbol{b} = (b_1, \cdots, b_n)$, $\boldsymbol{c} = (c_1, \cdots, c_n)$, $\boldsymbol{x} = (x_1, \cdots, x_n)$.

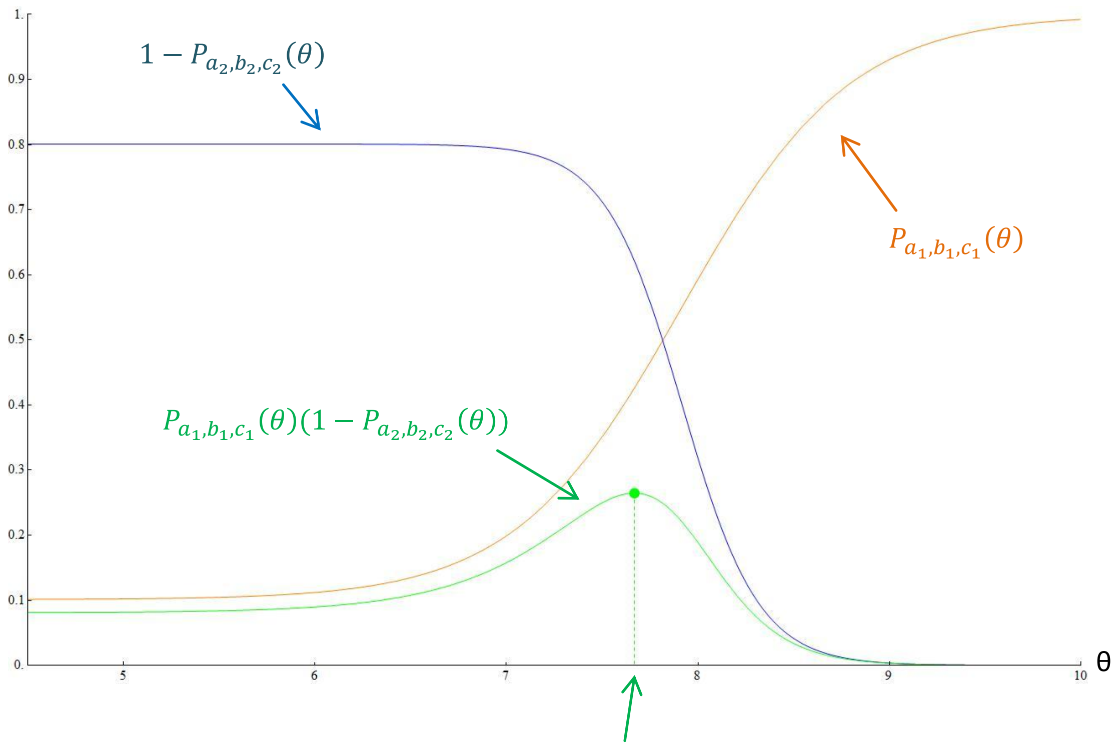
θ-ს მიღებულ $L_{\boldsymbol{a},\boldsymbol{b},\boldsymbol{c}}(\boldsymbol{x},\theta)$ ფუნქციას დასაჯერობის ფუნქცია ეწოდება. θ-ს ისეთი $\hat{\theta}$ მნიშვნელობა, რომელზეც ეს ფუნქცია მაქსიმუმს აღწევს, შეესაბამება უნარს, რომლისთვისაც ამ დავალებებზე ასეთი პასუხების გაცემა ყველაზე სავარაუდოა. $\hat{\theta}$ დამოკიდებულია $\boldsymbol{x} = (x_1, \cdots, x_n)$ პასუხების ვექტორზე და წარმოადგენს θ პარამეტრის შეფასებას, რომელსაც მაქსიმალური დასაჯერობის შეფასებას უწოდებენ.[1]

მაგალითად, იმის ალბათობა, რომ θ უნარის მქონე მოსწავლე სწორად ამოხსნის დავალებას პარამეტრებით a_1, b_1, c_1 არის $P_{a_1,b_1,c_1}(\theta)$, ხოლო იმის ალბათობა, რომ ასეთი მოსწავლე დავალებას a_2, b_2, c_2 პარამეტრებით არასწორად ამოხსნის, არის $1 - P_{a_2,b_2,c_2}(\theta)$. ამიტომ ლოკალური დამოუკიდებლობის შემთხვევაში იმის ალბათობა, რომ ის პირველ დავალებას სწორად ამოხსნის, მეორეს კი – არასწორად, იქნება ამ ალბათობების ნამრავლი, ანუ

$$P_{a_1,b_1,c_1}(\theta)(1 - P_{a_2,b_2,c_2}(\theta)).$$

[1] მაქსიმალური დასაჯერობის შეფასებები უცნობი პარამეტრის ეფექტურ შეფასებას წარმოადგენს (ანუ აქვს მინიმალური დისპერსია) და მნიშვნელოვანი ასიმპტოტური თვისებები გააჩნია (მაგალითად, საკმაოდ ზოგად პირობებში მაქსიმალური დასაჯერობის შეფასებები ასიმპტოტურად ნორმალურია). ამიტომ ამ ტიპის შეფასებებს ხშირად იყენებენ IRT მოდელების პარამეტრების შესაფასებლად.

θ-ს ის მნიშვნელობა, რომელზეც მიღებული ფუნქცია უდიდეს მნიშვნელობას აღწევს, შეესაბამება იმ უნარის მქონე მოსწავლეებს, რომლებისთვისაც ამ დავალებებზე ასეთი პასუხების გაცემა მოდელის მიხედვით ყველაზე სავარაუდოა.



უნარი, რომლისთვისაც პირველი დავალების სწორად ამოხსნა, მეორისა კი არასწორად, ყველაზე სავარაუდოა

იმის განსასაზღვრად, თუ როგორი შემდეგი დავალების მიცემისას იქნება მომდევნო მაქსიმალური დასაჯერობის შეფასება მიმდინარე შეფასების ყველაზე კარგი დაზუსტება, გამოიყენება ფიშერის ინფორმაციის ფუნქცია. ეს ფუნქცია გამოხატავს შემდეგ მარტივ მოსაზრებას: თუ მიმდინარე შეფასების საფუძველზე ვვარაუდობთ, რომ მოსწავლის უნარი არის $\hat{\theta}$, მაშინ ამ შეფასებასთან შედარებით ძალიან რთული ან ძალიან მარტივი დავალების მიცემა თითქმის არანაირ დამატებით ინფორმაციას არ მოგვცემს ამ შეფასების დასაზუსტებლად. ასეთ ინფორმაციას მოგვცემს ისეთი დავალების მიცემა, რომელზე გაცემული პასუხის შესახებაც უნარის მიმდინარე შეფასების საფუძველზე ყველაზე ნაკლებად შეგვიძლია ვარაუდის გამოთქმა. შესაბამისი ინფორმაციის რიცხვითი გამოსახვა შესაძლებელია ინფორმაციის ფუნქციით

$$I_{a,b,c}(\theta) = \frac{P'_{a,b,c}(\theta)^2}{P_{a,b,c}(\theta)(1 - P_{a,b,c}(\theta))}$$

სადაც $P'_{a,b,c}(\theta)$ არის დავალების $P_{a,b,c}(\theta)$ მახასიათებელი ფუნქციის წარმოებული θ-ს მიმართ. შესაბამისად, სამპარამეტრიანი ლოგისტიკური მოდელისთვის ინფორმაციის ფუნქციას აქვს შემდეგი სახე:

$$I_{a,b,c}(\theta) = \frac{a^2(1-c)}{(c+e^{a(\theta-b)})(1+e^{a(\theta-b)})^2}.$$

ინფორმაციის ფუნქცია მაქსიმუმს აღწევს θ-ს იმ მნიშვნელობაზე, რომლისთვისაც a, b, c პარამეტრების მქონე დავალებაზე პასუხის მიღება ამ θ-ს შესახებ ყველაზე მეტ ინფორმაციას მოგვაწვდის. შესაბამისად, მიმდინარე $\hat{\theta}$ შეფასებისათვის ხელსაყრელია შემდგომ დავალებად შეირჩეს ისეთი, რომლის a, b, c პარამეტრების შესაბამისი $I_{a,b,c}(\hat{\theta})$ მნიშვნელობა უდიდესია.

ამრიგად, კომპიუტერული ადაპტური ტესტირება მიმდინარეობს შემდეგნაირად: თავიდან მოსწავლეს ეძლევა რამდენიმე დავალება სხვადასხვა a_i, b_i, c_i პარამეტრებით. გაცემული პასუხების საფუძველზე დგინდება მისი θ უნარის მაქსიმალური დასაჯერობის შეფასება $\hat{\theta}$, ე. ი. ისეთი $\hat{\theta}$, რომლისთვისაც $L_{\boldsymbol{a},\boldsymbol{b},\boldsymbol{c}}(\boldsymbol{x},\hat{\theta})$ დასაჯერობის ფუნქციის მნიშვნელობა მაქსიმალურია. ამ $\hat{\theta}$ შეფასების საფუძველზე ხდება შემდეგი დავალების შერჩევა ისე, რომ მისი a, b, c პარამეტრებისათვის $I_{a,b,c}(\hat{\theta})$ ინფორმაციის ფუნქციის მნიშვნელობა $\hat{\theta}$-ზე უდიდესია. ამ დავალებაზე პასუხი გამოიყენება შემდგომი დაზუსტებული შეფასების მისაღებად და ასე შემდეგ.

იმის დასადგენად, თუ რამდენად ახლოს არის მოსწავლის უნარის მიმდინარე $\hat{\theta}$ შეფასება მისი უნარის ნამდვილ θ მნიშვნელობასთან, გამოიყენება ჯამური ინფორმაცია

$$I_{\boldsymbol{a},\boldsymbol{b},\boldsymbol{c}}(\hat{\theta}) = I_{a_1,b_1,c_1}(\hat{\theta}) + \cdots + I_{a_n,b_n,c_n}(\hat{\theta}),$$

სადაც a_1, b_1, c_1, ..., a_n, b_n, c_n ტესტირების მიმდინარე ნაბიჯზე მოსწავლისათვის მიცემული დავალებების პარამეტრებია. $\hat{\theta}$ შეფასების სტანდარტული შეცდომა, ე. ი. ასეთ დავალებებზე პასუხების შედეგად მიღებული შეფასების საშუალო კვადრატული გადახრა შესაბამისი უნარის ჭეშმარიტი მნიშვნელობიდან, გამოისახება, როგორც

$$\mathrm{SE}(\hat{\theta}) = \frac{1}{\sqrt{I_{\boldsymbol{a},\boldsymbol{b},\boldsymbol{c}}(\hat{\theta})}}.$$

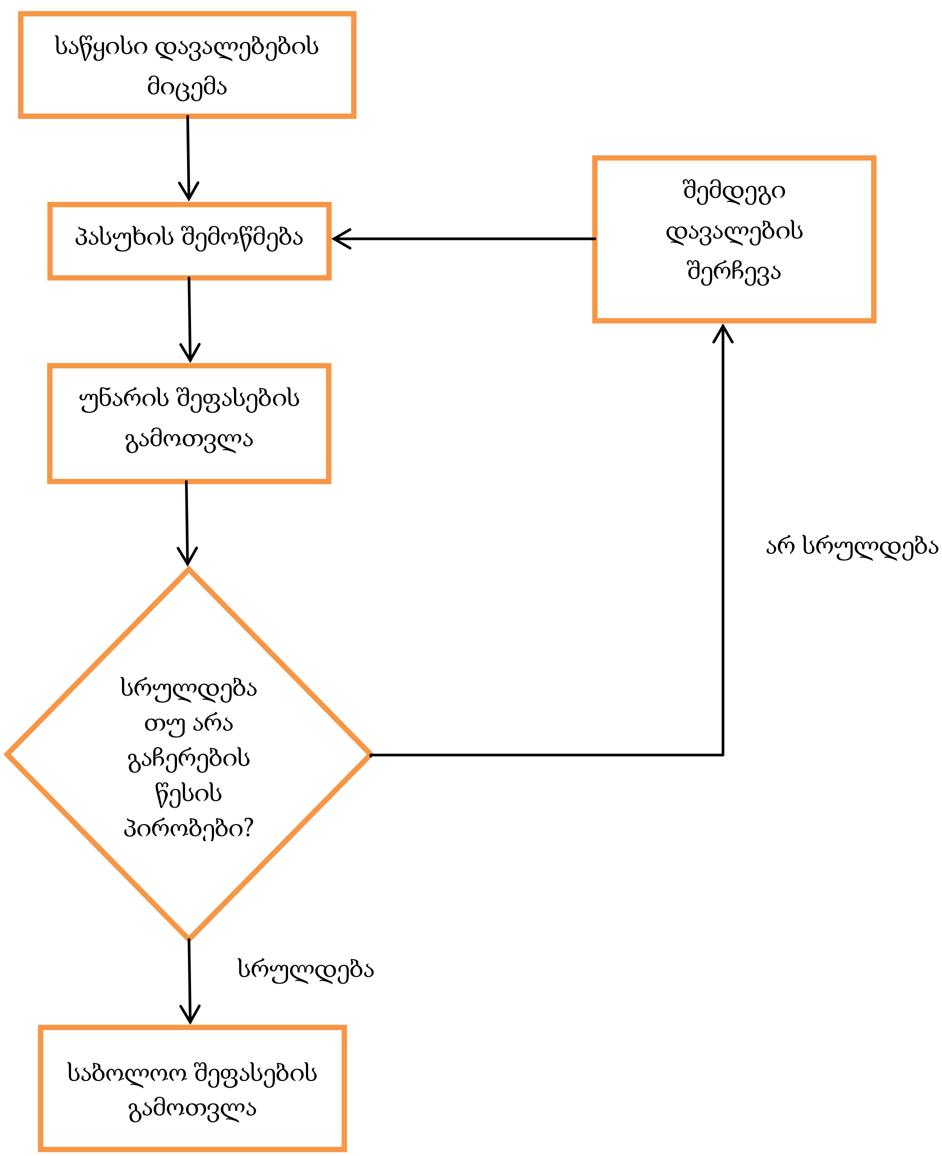
ანუ, რაც მეტია მიმდინარე დავალებების ჯამური ინფორმაციის ფუნქციის მნიშვნელობა, მით ნაკლები იქნება უცნობი θ პარამეტრის შეფასების სტანდარტული შეცდომა.

ტესტირება გრძელდება მანამ, სანამ მიმდინარე $\hat{\theta}$ შეფასების შესაბამისი $\mathrm{SE}(\hat{\theta})$ შეცდომა არ მიაღწევს დასაშვებზე ნაკლებ მნიშვნელობას, ე. ი. სანამ არ მიიღწევა შეფასების სასურველი სიზუსტე. გარდა ამისა, ტესტირების დასრულება (გაჩერების წესი) დამოკიდებულია შემდეგი პირობების შესრულებაზე:

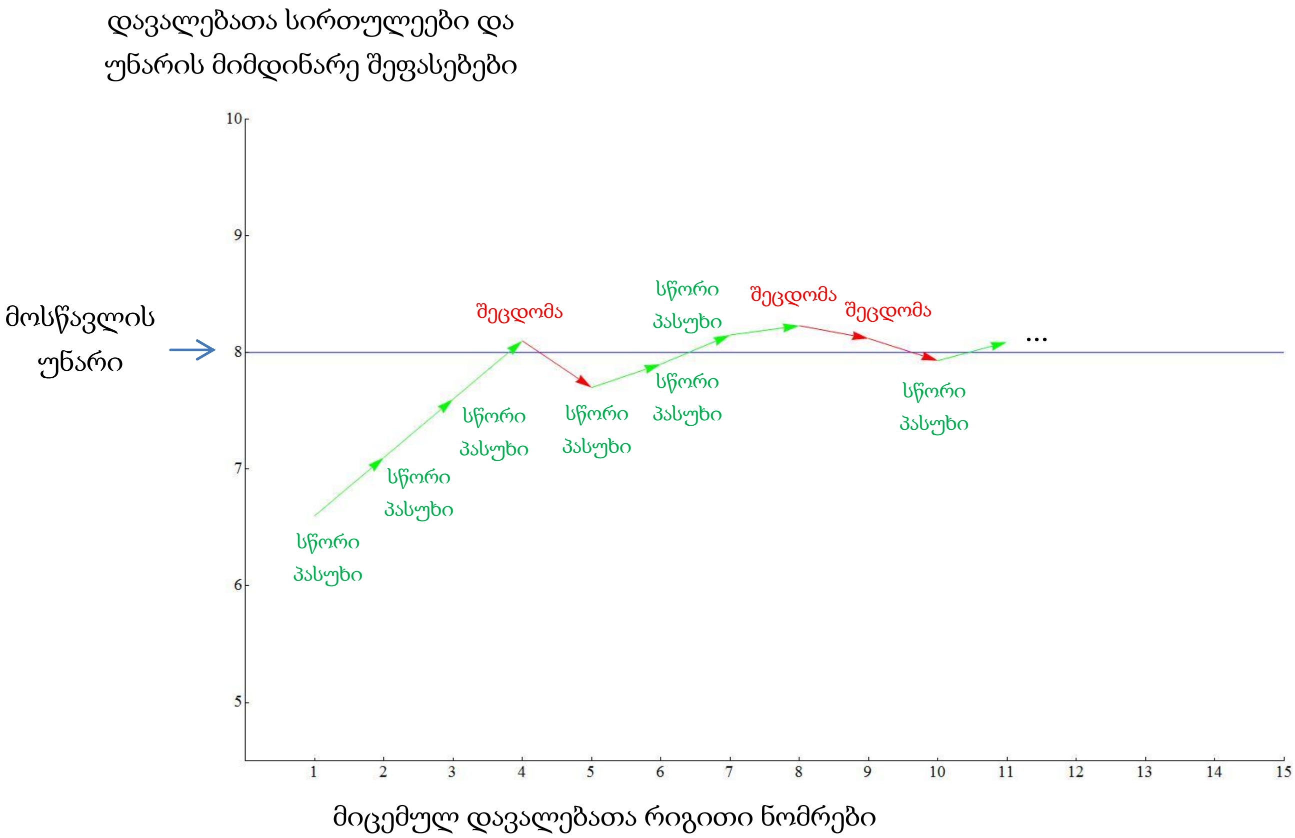
- ტესტის სიგრძე (მოსწავლისათვის მიცემულ დავალებათა რაოდენობა) არ უნდა იყოს ნაკლები წინასწარ დადგენილ მინიმალურ რიცხვზე;
- ტესტის სიგრძე არ უნდა აღემატებოდეს წინასწარ დადგენილ მაქსიმალურ რიცხვს;
- ტესტის ხანგრძლივობა არ უნდა აღემატებოდეს წინასწარ დადგენილ დროს.

2011 წლის გამოსაშვებ გამოცდებზე ტესტის მაქსიმალური ხანგრძლივობა იქნება 1 საათი და 40 წუთი. დროის განაწილება ხდება შემდეგნაირად. თითოეულ დავალებაზე მოსწავლეს ეძლევა 2 წუთი. გარდა ამისა, მოსწავლეს აქვს დროის დამატებითი მარაგი – 10 წუთი. მოსწავლეს შეუძლია ამ რეზერვის გამოყენება ცალკეულ დავალებებზე 2 წუთზე მეტი დროის დასახარჯად. პირიქით, თუ რომელიმე დავალებებზე მოსწავლე 2 წუთზე ნაკლებს დახარჯავს, დარჩენილი დრო მის რეზერვს დაემატება. სარეზერვო დროის ამოწურვის შემდეგ, ყოველი დავალება, რომელზეც მოსწავლე 2 წუთის განმავლობაში პასუხს არ გასცემს, განიხილება როგორც არასწორად შესრულებული დავალება.

ამრიგად, ტესტირების მსვლელობა შემდეგი სქემით გამოისახება:



ტესტირების მსვლელობის მიახლოებითი სურათი შემდეგი დიაგრამით შეიძლება გამოისახოს:



გარდა a, b, c პარამეტრებისა, დავალებები ბანკში დახარისხებულია შინაარსობრივი არეების მიხედვითაც. ამ დახარისხების საშუალებით დავალებების შერჩევა ტესტირებისას ხდება ისე, რომ ყოველი მოსწავლისათვის მიცემული დავალებები წინასწარ დადგენილი თანაფარდობით პროპორციულად იყოს განაწილებული შინაარსობრივი სფეროების მიხედვით. ამისათვის ყოველი შემდეგი დავალების შერჩევა ხდება იმ შინაარსობრივი არიდან, რომელიც მოსწავლისათვის მანამდე მიცემულ დავალებებში ყველაზე ნაკლებად იყო წარმოდგენილი.

ახლა იმის შესახებ, თუ როგორ ხდება დავალებების a, b, c პარამეტრების დადგენა, ანუ კალიბრაცია. ამისათვის ტარდება საცდელი ტესტირება, რომლის დროსაც ყველა დავალება ეძლევა მოსწავლეთა რაც შეიძლება მეტ რაოდენობას. საცდელი ტესტირების შედეგების საფუძველზე მიიღება, $L_{\boldsymbol{a},\boldsymbol{b},\boldsymbol{c}}(\boldsymbol{x},\theta)$ დასაჯერობის ფუნქციის მსგავსად, დასაჯერობის ფუნქცია $L_{\boldsymbol{a},\boldsymbol{b},\boldsymbol{c}}(\boldsymbol{x}_1,\ldots,\boldsymbol{x}_T,\theta_1,\ldots,\theta_T)$. აქ $\boldsymbol{x}_1,\ldots,\boldsymbol{x}_T$ არის საცდელი ტესტირების შედეგად მოსწავლეების მიერ გაცემული პასუხები, ხოლო **a, b, c** და $\theta_1,\ldots,\theta_T$ უცნობი სიდიდეებია - შესაბამისად, დავალებების დასადგენი პარამეტრები და საცდელ ტესტირებაში მონაწილე მოსწავლეების უნარები. **a, b, c** პარამეტრების საძიებელი მნიშვნელობები დგინდება $\theta_1,\ldots,\theta_T$

მნიშვნელობებთან ერთად იმგვარად, რომ მათთვის $L_{\boldsymbol{a},\boldsymbol{b},\boldsymbol{c}}(\boldsymbol{x}_1, \dots, \boldsymbol{x}_T, \theta_1, \dots, \theta_T)$ დასაჯერობის ფუნქციის მნიშვნელობამ მაქსიმუმს მიაღწიოს.

დავალებათა ბანკისათვის დავალებების საბოლოო შერჩევა ხდება ისეთნაირად, რომ ტესტირებისას მათი პარამეტრები a, b, c უზრუნველყოფდეს შეფასებების $\mathrm{SE}(\hat{\theta})$ სტანდარტული შეცდომის მაქსიმალურად სწრაფად შემცირებას უნარების მაქსიმალურად დიდ შუალედში. ამისათვის საჭიროა, რომ შერჩეულ დავალებათა a პარამეტრის მნიშვნელობები (დისკრიმინაციები) იყოს რაც შეიძლება მაღალი, b პარამეტრის მნიშვნელობები (სირთულეები) რაც შეიძლება თანაბრად იყოს განაწილებული უნარის შესაძლო მნიშვნელობების შუალედში, ხოლო c პარამეტრის მნიშვნელობები, რაც შეიძლება დაბალი იყოს.

ზოგადი ინფორმაციის ნახვა კომპიუტერული ადაპტური ტესტირებისა და ტესტურ დავალებათა თეორიის შესახებ შეიძლება ინტერნეტში შემდეგ მისამართებზე:

http://www.psych.umn.edu/psylabs/catcentral/pdf%20files/se04-01.pdf

http://info.worldbank.org/etools/docs/library/117765/Item%20Response%20Theory%20-%20F%20Baker.pdf

http://www.psych.umn.edu/psylabs/catcentral/

http://echo.edres.org:8080/irt/