



Development of an Algorithmic Thinking Scale Based on the Futschek Model in Mathematics Education*

Beytullah Ömer DURLU^{a*} (ORCID ID - 0000-0002-5674-8945)

Necla TURANLI^b (ORCID ID - 0000-0001-8758-9054)

^a Hacettepe Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Ankara/Türkiye

^b Hacettepe Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Ankara/Türkiye



Article Info

DOI: 10.14812/cufej. 1678887

Article history:

Received 18.04.25

Revised 19.07.25

Accepted 04.11.25

Keywords:

Algorithmic Thinking,
Problem Solving,
Algorithm,
Scale Development,
Mathematics Education.

Research Article

Abstract

The aim of the study is to develop a valid and reliable algorithmic thinking scale that can assess cognitive processes such as understanding the problem, creating a solution path, developing strategies, identifying errors, making a solution plan, and evaluating during the process of solving mathematical problems. Based on a review of the literature literature and Futschek's algorithmic thinking process model the researchers designed a draft scale consisting of 42 items on a five-point Likert. The developed draft scale was applied to a total of 533 students, including 312 female and 221 male ninth-grade students, in three different high schools in the Kapaklı district of Tekirdağ province during the 2024-2025 academic year. In the analysis of the data, SPSS 27 and AMOS 24 were used to determine item-total test correlations, Cronbach's Alpha reliability, Spearman-Brown Prophecy reliability, composite reliability, and test-retest reliability coefficients. In addition, hypothesis testings, exploratory factor analysis, and confirmatory factor analysis were performed. As a result of the analyses and expert evaluations, the scale was reduced to 25 items to form the final scale. In conclusion, it can be said that the developed scale is expected contribute as a comprehensive and functional measurement tool to measure the difficulties students experience in the problem-solving processes, their preferences in the decision-making stages, the effectiveness of their strategy use, and their levels of algorithmic competence and awareness.

Matematik Eğitiminde Futschek Modeli Temelinde Algoritmik Düşünme Ölçeği Geliştirilmesi

Makale Bilgisi

DOI: 10.14812/cufej. 1678887

Makale Geçmişi:

Geliş 18.04.25

Düzeltilme 19.07.25

Kabul 04.11.25

Anahtar Kelimeler:

Öz

Çalışmanın amacı öğrencilerin matematiksel problemleri çözerken süreç içerisinde karşılaştıkları problemi anlama, çözüm yolu oluşturma, strateji geliştirme, hataları fark etme, çözüm planı yapma ve değerlendirme gibi bilişsel süreçleri değerlendirebilecek geçerli ve güvenilir bir algoritmik düşünme ölçeği geliştirmektir. Araştırmacılar tarafından alanyazın incelenerek Futschek'in algoritmik düşünme süreci modeli temelinde beşli likert tipinde 42 maddelik bir taslak ölçek oluşturulmuştur. Geliştirilen taslak ölçek, 2024-2025 eğitim-öğretim yılında Tekirdağ ilinin Kapaklı ilçesindeki üç farklı lisede 9. sınıf öğrencisi olarak öğrenim gören 312 kız ve 221 erkek olmak üzere toplam 533 öğrenciye uygulanmıştır. Verilerin analizinde SPSS 27 ve AMOS 24

* This study was developed within the scope of the doctoral dissertation study titled "Determination of Algorithmic Thinking Processes and Development of Algorithm Skills with Artificial Intelligence Tools in Mathematics Education" which is being prepared by the researchers.

* This study was supported by the Scientific and Technological Research Council of Türkiye (TÜBİTAK), Scientist Support Programs Presidency (BİDEB), 2211-National Graduate Scholarship Program.

* **Author:** beytullahomerdurlu@gmail.com

Algoritmik Düşünme,
Algoritma,
Problem Çözme,
Ölçek Geliştirme,
Matematik Eğitimi.

Araştırma Makalesi

kullanılarak madde toplam test korelasyonları, Cronbach Alpha güvenirlik, Sperman-Brown Prophecy güvenirlik, bileşik güvenirlik, test-tekrar test güvenirlik katsayısı bulunmuştur. Bunun yanı sıra hipotez testleri, keşfedici faktör analizi ve doğrulayıcı faktör analizi yapılmıştır. Analizler ve uzman görüşleri sonucunda ölçek 25 madde indirilerek asıl ölçek oluşturulmuştur. Sonuç olarak geliştirilen ölçeğin, öğrencilerin problem çözme süreci içerisinde yaşadıkları zorlukları, karar verme aşamalarındaki tercihlerini, stratejileri etkili kullanıp kullanmadıklarını, algoritmik yeterliliklerini ve farkındalık düzeylerini ölçmek için kapsamlı ve işlevsel bir ölçme aracı olarak katkı sağlayacağı söylenebilir.

Introduction

Problem solving is an important daily life skill that individuals use to manage their thinking and decision-making processes when faced with problems. This process consists of several stages, particularly due to its multidimensional and complex structure: understanding the problem, selecting the necessary information from the data to find a solution, converting this information into mathematical representations, and following the steps to reach a solution (Aktan et al., 2021). For this reason, the problem-solving process emerges as a process that reveals how existing knowledge should be organised, how solution strategies should be developed, how the decision-making mechanism should operate, and which steps should be followed to reach a solution. In addition, in order for individuals to be successful in the problem-solving process in both their academic and daily lives, they must possess certain mathematical knowledge and problem-solving strategies that they can use on a daily basis and know where and how to use this knowledge and these strategies (Okur, 2008). According to Can (2021), placing the problem-solving process at the centre of mathematics and addressing this process in an integrated manner with real life is an effective approach in mathematics education. In this regard, the problem-solving process is evaluated as a process integrated with real life that includes not only the use of mathematical knowledge but also multifaceted cognitive skills such as the ability to organise this knowledge, develop appropriate strategies, and make decisions.

The problem-solving process enables individuals to reach a solution by using their strategy-building and decision-making skills, while the systematic structure of this process and the verification of the accuracy of the steps followed form the basis of the algorithmic thinking process. The necessity of this process lies in analysing a problem, finding solution paths, implementing them, and then developing a new solution in the next step (Yıldız et al., 2017). Therefore, problem-solving and algorithmic thinking processes emerge as two important cognitive processes that support and complement each other. When the literature is examined, there are definitions that reveal the similar relationship between these processes. According to Berikan (2018), algorithmic thinking refers to an approach that involves specific steps designed step by step and in detail for the purpose of solving a problem. Kocasaraç (2023), on the other hand, defines algorithmic thinking as a method of thinking that aims to reach the most accurate solution by planning each step to be followed in the problem-solving process and considering the outputs, efficiency, performance, advantages, and disadvantages of each step. Based on these definitions, the algorithmic thinking process emerges as a systematic way of thinking that controls the problem-solving process and verifies the accuracy of the steps followed within this process, the effectiveness of different strategies that can be used, and the repeatability of the result achieved.

The problem-solving process can be said to develop through a regular and structured effort influenced by factors such as the individual's cognitive, emotional and psychomotor abilities, the teaching methods and techniques used, qualified teaching programmes, measurement and evaluation practices, the use of appropriate materials, learning-teaching principles and a contemporary understanding of education. Dewey addressed this effort process in terms of the individual's cognitive skills in five stages: understanding the problem, formulating tentative hypotheses, collecting, organising and explaining data, and reaching a conclusion. According to Dewey, an individual who wants to complete these stages actively uses higher-level cognitive skills such as analysis, synthesis, and generalisation in the problem-solving process (Baki, 2008). Polya (1997) evaluated the problem-solving process in four stages: understanding the problem, making plans to reach a solution, implementing the

plan, and looking back and checking. According to Montague et al. (2011), the problem-solving process is defined as reading the problem, explaining it, visualising it (drawing a figure or diagram), making a plan, predicting the answer, solving the problem, and checking the answer. Xin (2016) approaches the problem-solving process as identifying the problem situation, creating an appropriate model (figure/diagram/chart), organising data, expressing diagram information mathematically, finding the unknown, and checking the solution. All these approaches reveal that the problem-solving process is a systematic and sequential structure. In this respect, it can be said that problem-solving processes overlap with the basic components of algorithmic thinking processes and that both processes involve similar cognitive skills and strategies. Researchers also argue that the algorithmic thinking process shares the same cognitive structures as the problem-solving process and that many different skills are used in this process (Futschek & Moschitz, 2010; Ritter & Standl, 2023). When reviewing the literature, it is observed that researchers classify the algorithmic thinking process according to different cognitive skills in line with their own theoretical approaches.

Table

Algorithmic Thinking Processes in the Literature

Szanto (2002)	Garner (2003)	Futschek (2006)
1. Application and writing	1. Analyzing the problem	1. Analyzing the problem
2. Algorithm writing	2. Designing the algorithm	2. Defining the problem
3. Analogical thinking	3. Adapting the algorithm	3. Finding a solution strategy for the problem
4. Ability to modify and adapt algorithms	4. Testing and reviewing the algorithm	4. Designing an algorithm suitable for the problem
5. Algorithm production		5. Considering all possible scenarios for the problem
		6. Improving the functionality of the algorithm
Vasconcelos (2007)	Syslo and Kwiatkowska (2008)	Zsakó and Szlávi (2012)
1. Reading and understanding the problem	1. Understanding the problem	1. Recognising and understanding algorithms
2. Selecting the concepts to be applied	2. Developing an algorithm to solve the problem	2. Applying algorithms
3. Explaining the problem	3. Running the algorithm on a computer	3. Algorithm analysis
4. Creating the solution method		4. Preparing algorithms
5. Testing the solution		5. Implementing algorithms
		6. Editing and modifying algorithms
		7. Designing complex algorithms
Brown (2015)	Erümit et al. (2018)	Ritter and Standl (2023)
1. Identifying the problem	1. Understanding the problem	1. Defining the problem
2. Developing algorithms appropriate to the problem	2. Creating a strategy	2. Abstraction and decomposition
3. Evaluating the developed algorithms	3. Comparing strategies	3. Designing the algorithm
4. Developing new algorithms	4. Creating an algorithm	4. Testing the algorithm
	5. Coding the algorithm	
	6. Editing and developing the algorithm	
	7. Preparing and coding new algorithms	

When examining the models presented in Table 1, it can be seen that they contain different cognitive structures regarding how algorithmic thinking processes are structured by students in each approach. Szanto (2002), Garner (2003), Vasconcelos (2007), Brown (2015), and Ritter and Standl (2023) define the algorithmic thinking process as cognitive processes such as step-by-step problem solving,

debugging, algorithm design, and implementation; it can be said that these processes largely overlap with problem-solving processes in general. However, many of these algorithmic thinking processes focus on specific sub-skills and address the holistic structure of the problem-solving process in a limited way. At this point, the model of the algorithmic thinking process presented by Futschek (2006) is noteworthy both for its systematic and logical approach to the process and for its comprehensive structure regarding the student's problem-solving process. Futschek's six-step algorithmic thinking model encompasses a comprehensive process that begins with analysing the problem and extends to creating, implementing, evaluating, and considering alternative solutions for the algorithm. Thus, the problem-solving process, together with algorithmic thinking, enables students to systematically structure the solution steps for the problems they encounter, make conscious decisions about the solution, develop different solution strategies, and analyse possible solution paths in a multidimensional way. In this respect, it can be said that Futschek's model can make important contributions to the development of algorithmic thinking processes.

In recent years, algorithmic thinking, a systematic approach to problem solving, has come to the fore in teaching programmes. A review of the international literature shows that many countries have integrated algorithmic thinking and problem-solving processes into their teaching programmes. For example, in the United Kingdom, the curriculum introduced in 2014 made algorithm-based thinking mandatory from primary school level onwards (Department for Education, 2013). Australia, on the other hand, has integrated algorithmic thinking skills such as algorithm creation, pattern recognition, and solution development into every grade level in its curriculum updated in 2015 (Australian Curriculum, Assessment and Reporting Authority (ACARA), 2015). Similarly, in the K–12 Computer Science Framework developed in the United States, algorithmic thinking processes are considered a fundamental component of digital literacy and are recommended for implementation at all grade levels (K-12 Computer Science Framework, 2016). In a report published by the Organisation for Economic Co-Operation and Development (OECD) (2021), algorithmic thinking processes are highlighted as a fundamental cognitive thinking approach integrated with problem-solving skills that should be systematically included in teaching programmes. This international transformation has been reflected in Turkey's curricula, and the Ministry of National Education's 2013 secondary school mathematics curriculum emphasises the importance of the effective use of algorithms in conjunction with information and communication technologies. According to the programme, when individuals effectively use the software opportunities available to them, they can solve mathematical problems by structuring their mathematical knowledge with algorithms (MoNE, 2013). In line with this, the mathematics course curriculum published by the Ministry of National Education (MoNE) in 2024 aims to enable students to effectively utilise algorithmic thinking in developing their reasoning, mathematical problem-solving, and problem-solving skills by combining mathematical tools and technology, based on the relationship between algorithmic thinking and mathematical thinking (MoNE, 2024). When examining primary and secondary education programmes, in grades 3 and 4, the focus is on 'from operations to algebraic thinking'; in grade 5, the focus is on 'operations and algebraic thinking'; in grades 6 and 7, the focus is on 'operations, algebraic thinking, and changes'; in 8th grade, 'algebraic thinking and changes,' in 9th grade, 'algorithms and computing,' and in 10th grade, 'counting, algorithms, and computing' are systematically addressed. The programmes expect students to use algorithmic approaches when solving mathematical problems and to be able to perform algebraic and functional operations using an algorithmic language. It can be said that the curriculum developed here addresses algorithmic thinking processes as a fundamental systematic approach to solving mathematical problems. For this reason, it has become extremely important to develop appropriate methods and tools to instil algorithmic thinking processes in students during the education and teaching processes.

When the scales and data collection tools developed on algorithmic thinking in the international literature are examined, it is seen that various scales have been developed such as the '*Computational Thinking Scale*' by Tsai et al. (2020), the '*Algorithm Literacy Scale*' by Doğruel et al. (2022), and the '*The Competent Computational Thinking Test*' by El-Hamamsy et al. (2025). In the national literature, scales such as the '*Perception Scale for Problem-Solving Skills for Middle School Students*' by Ekici and Balım

(2013), the '*Problem-Solving Skill Scale for Children*' by Oğuz and Köksal (2015), Gülbahar and Aksoy (2024) developed the '*Perception Scale for Problem-Solving Skills for Primary School Students*.' Upon examining the relevant scales, it is observed that the majority of measurement tools developed in both international and national literature focus on specific dimensions of problem-solving processes, and the relationship with algorithmic thinking remains limited. For example, while some international scales focus on algorithm creation or cognitive strategies, national scales tend to prioritise general perceptions or behavioural tendencies related to problem solving. It is observed that existing scales have limitations in terms of comprehensively evaluating sub-skills such as decision-making, debugging, and strategy development, which are cognitive components of the problem-solving process and algorithmic thinking. In this regard, the scale developed not only reveals students' algorithmic thinking processes but also presents itself as a structured measurement tool that includes cognitive processes such as understanding the problem, creating a solution path, developing strategies, identifying errors, making a solution plan, and evaluating. In this respect, the developed scale is thought to offer a comprehensive assessment framework that aligns with both theoretical models in the literature (e.g., Futschek, 2006) and algorithmic thinking objectives in educational programmes. Furthermore, the developed scale aims to provide an original and theoretical contribution to algorithmic thinking and problem-solving processes in mathematics education. In particular, the Ministry of National Education's inclusion of algorithms and algorithmic thinking in its mathematics teaching programme highlights the need for systematic and valid measurement tools in this area. In this context, the aim of the research is to develop a valid and reliable algorithmic thinking scale that can assess cognitive processes such as understanding the problem encountered during the process of solving mathematical problems, creating a solution path, developing strategies, identifying errors, making a solution plan, and evaluating.

Method

This research is a scale development study aiming to develop a valid and reliable measurement tool to evaluate algorithmic thinking processes in mathematics education and to systematically measure its role in problem solving processes.

Study Group

The sample of the study consists of 9th grade students who were determined in accordance with the purpose in three different high schools (Anatolian high school, imam hatip high school, vocational high school) in Kapaklı district of Tekirdağ province in the 2024 - 2025 academic year. In this context, a total of 533 students (140 from Anatolian high school, 182 from imam hatip high school and 211 from vocational high school) participated. Of the participating students, 312 were girls (58.5%) and 221 were boys (41.5%). The mathematics teachers in the schools where the data would be collected were contacted in order to make sure that the students had covered the theme of 'Algorithm and Informatics' in the current secondary mathematics curriculum and had acquired the basic acquisitions of algorithm and algorithmic thinking processes. In this way, it was aimed to work with a sample group suitable for measuring algorithmic thinking competences.

After excluding the students who gave the same answers to all items, the responses of 502 students were evaluated. When considering the sample size, it is recommended that it should be at least five times (Bryman & Cramer, 2001), ten times (Nunnally, 1978), or fifteen times (Gorsuch, 1983) the number of items. Comrey and Lee (1992) consider a sample size of 100 people as poor, 200 people as average, 300 people as good, 500 people as very good and 1000 people as excellent depending on the number of people to whom the scale is applied. When the sample size of the study is analysed, it meets the adequacy requirements recommended in scale development studies. Since a pool of 68 items was created for the scale, the sample size of the study meets the adequacy criteria recommended in scale development studies.

Twenty days after the first scale application, 52 students were selected from the same student group by random sampling method and test-retest reliability analysis was performed. In the data collection process, school numbers were used instead of student identity information. In this way, while the

participant information was kept confidential, it was possible to reach the same individuals for re-measurement. In test-retest reliability analyses, it is recommended that the sample size should be at least 50 people (Terwee et al., 2007). Since the test-retest analysis was conducted with 52 students in this study, it can be said that it meets the recommended sample size conditions.

Scale Development Process

The scale development process began by first drawing on Futschek's (2006) theoretical framework, which highlights the similarities between algorithmic thinking and problem-solving processes. When creating the item pool, items were written in accordance with the following steps in the model:

- Being able to clearly identify the data available for a given problem,
- Being able to find an effective solution strategy appropriate for the problem encountered,
- Being able to correctly analyse the data in a given problem,
- Being able to consider all possible paths to the solution of a given problem from all angles,
- Being able to design the correct solution for the chosen solution strategy and solution path,
- It is possible to evaluate the functionality of the algorithm designed for the solution.

Thus, the created item pool has been structured to ensure the theoretical integrity and content validity of the scale by converting the process steps in Futschek's model into measurable expressions. In line with this theoretical framework, researchers examined the literature on algorithmic thinking and problem-solving processes, considering the algorithmic thinking process, the systematic application of problem-solving steps, the use of different solution paths, strategy development, the correct analysis of data, correct decision-making, and reaching a solution within a logical framework. A pool of 68 items was created in accordance with the theoretical framework. These items were structured to cover students' cognitive skills such as understanding the problem, creating a solution path, developing strategies, identifying errors, making a solution plan, and evaluating. Since there may be items that do not serve the purpose of the scale and can be removed from it (Baykul, 2010), care was taken to write approximately three times the number of items expected to be used in the scale (Gültekin, 2017). The scale was created to be compatible with a five-point Likert-type rating system ('strongly disagree,' 'disagree,' 'undecided,' 'agree,' and 'strongly agree'). Five-point Likert-type scales, which are widely used in the social sciences, provide researchers with benefits in terms of both revealing meaningful differences and suitability for statistical analysis (Joshi et al., 2015). In addition, since an additional number of options may increase the response burden for secondary school students, a system that is easier to apply and faster to respond to was preferred over a seven-point system.

Following the creation of the item pool, each item was evaluated according to criteria such as whether it measured the desired behaviour, its grammatical clarity and errors, whether it was scientifically sound, and its suitability for the target group. The items are reviewed by experts in the field according to the structure of the scale, and necessary adjustments are made (Atılgan et al., 2013). In this context, the item pool was reviewed by a language expert to ensure it was appropriate for the students' level of understanding, and necessary adjustments were made. To ensure content validity, opinions were sought from a total of ten experts, including four academics specialising in mathematics education and six mathematics teachers. During this process, the experts were provided with guidelines explaining the purpose of the scale, the target class level, and the theoretical framework to consider when evaluating the scale items. Each expert was asked to evaluate the items according to the Lawshe (1975) method as 'appropriate,' 'needs revision,' or 'should be removed.' The Lawshe method is a content validity technique based on experts evaluating each item as 'the item measures the intended construct,' 'the item is related to the construct but unnecessary,' or 'the item does not measure the intended construct.' Based on the feedback from the experts, the CVR (Content Validity Ratio) values for each item were determined using the Lawshe (1975) method. In addition, the CVI (Content Validity Index) value was calculated to determine the content validity level of the scale based on the feedback from the

experts. As a result of these analyses, 17 items with CVR values below acceptable limits were removed from the scale based on expert opinions. Some items that were considered important in terms of content despite their CVR values were revised through rewriting. The 51 items remaining in the scale were reorganised to strengthen content validity. During this revision process, items that implicitly or multidimensionally expressed the targeted behaviour were restructured, sentences containing ambiguity were simplified, and conceptual overlap between items with similar content was reduced.

A pilot study allows the prepared item pool to be evaluated on a small group similar to the target audience. The pilot study is very important for scale development in terms of the readability of the prepared items, response time, and identification of areas that participants did not understand (Crocker & Algina, 1986). After the expert review process, a pilot study was conducted with a group of 32 ninth-grade students to determine their level of understanding, comprehensibility, interpretation of the items, response times, and the linguistic appropriateness of the items. The sample size in the pilot study was found to be within the recommended range of 25–40 participants for pilot studies in the literature (DeVellis, 2006). Student feedback was analysed, and items with multiple meanings, conceptual weaknesses, or behavioural overlaps were removed. Based on expert opinions and the evaluation of the pilot study results, the number of items was reduced to 42, with 27 positive and 15 negative statements, and the draft scale was finalised. In the feedback received, some students found the concept of algorithms to be very confusing in certain items. Accordingly, the concept of algorithms in the items was revised to align with problem-solving processes. Following the revisions, the items were reviewed again by a language expert to ensure they were appropriate for the students' level of understanding, and simplifications were made from a linguistic perspective.

The detailed analysis of the draft scale items was carried out by using the data collected from 533 students in three different high schools. The item reduction process of the scale was carried out holistically with the data obtained from expert opinions, item-total correlations and factor analyses. In the post-implementation analyses, items with low item-total test correlations were statistically eliminated, but this process was not based solely on numerical thresholds. The importance of each item in the theoretical framework, its place in the scale integrity, and the evaluations made by the experts were considered together. Although some items showed statistically moderate correlation, they were removed from the scale because they were not directly related to one of the basic components of the algorithmic thinking process and were considered conceptually inadequate by the experts. As a result of theoretical, statistical and expert-based evaluations, the actual scale consisting of 25 items was developed.

Data Analysis

All data analyses carried out during the research were carried out with the guidance of an academic expert in the field of scale development and statistics. For the content validity of the scale, expert opinion was taken after each analysis and the next process was started. SPSS 27 and AMOS 24 programs were used to analyse the data obtained from the application of the draft scale. The data obtained from the students were transferred to SPSS and the positive items were scored from 1 to 5 starting from 'strongly disagree' and the negative items were reverse scored from 5 to 1 starting from 'strongly disagree'. While determining the items of the scale, the item-total test correlation of each item was determined. To determine the reliability of the scale, Cronbach Alpha reliability coefficient, composite reliability coefficient, Sperman-Brown Prophecy reliability coefficient were calculated and test-retest reliability was analysed. Exploratory factor analysis was conducted for construct validity. Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) coefficient and Bartlett's test significance value were examined to determine whether the scale was suitable for factor analysis. Confirmatory factor analysis was performed in AMOS programme for construct validity. The AVE value of each factor was calculated using Fornell and Larcker criteria for discriminant validity based on the data obtained from confirmatory factor analysis. In addition, hypothesis tests of the scale were conducted with independent t-test, one-way analysis of variance (ANOVA) and multiple regression analysis. As a result of the analyses, a 25-item scale of algorithmic thinking in mathematics education was developed.

Findings

In the study, the correlation between the scores given by each student to 42 items and the total score obtained from all items was calculated for item analysis for the selection of scale items. Item analysis is a process that reveals whether the items measure the desired feature or not by measuring the reactions to the items in the scale. In this process, if the items do not show the expected success, the reasons are investigated and making them suitable for the purpose is called item analysis (DeVellis, 2006). In the table below, information about item-total test correlation is given.

Table 2

Item Total Test Correlations of Algorithmic Thinking Scale in Mathematics Education

Items	Item Total Correlation	Items	Item Total Correlation	Items	Item Total Correlation
Item 1	0.522	Item 15	0.632	Item 29	0.674
Item 2	0.292	Item 16	0.683	Item 30	0.681
Item 3	0.466	Item 17	0.618	Item 31	0.310
Item 4	0.281	Item 18	0.612	Item 32	0.673
Item 5	0.576	Item 19	0.566	Item 33	0.618
Item 6	0.622	Item 20	0.273	Item 34	0.606
Item 7	0.286	Item 21	0.586	Item 35	0.344
Item 8	0.615	Item 22	0.358	Item 36	0.644
Item 9	0.618	Item 23	0.640	Item 37	0.668
Item 10	0.664	Item 24	0.695	Item 38	0.143
Item 11	0.345	Item 25	0.680	Item 39	0.353
Item 12	0.660	Item 26	0.324	Item 40	0.394
Item 13	0.666	Item 27	0.630	Item 41	0.325
Item 14	0.273	Item 28	0.404	Item 42	0.633

When Table 2 is examined, it is seen that the item-total test correlation coefficient of items 2, 4, 7, 14, 20, 38 is lower than 0.30. For the correlation coefficient, values less than 0.30 can be said to be at a weak level, values between 0.30 - 0.70 can be said to be at a medium level and values greater than 0.70 can be said to be at a high level (Büyüköztürk et al., 2013). For this reason, items 2, 4, 7, 14, 20 and 38 were removed from the scale.

Reliability is a basic feature that expresses the consistent and stable results of a measurement tool in repeated applications under the same conditions. 'Cronbach Alpha reliability coefficient' is generally used to determine the reliability of scales. Cronbach Alpha reliability coefficient can be calculated for each item in the scale or an average reliability coefficient for all items in the scale can be calculated. The Cronbach Alpha reliability coefficient obtained for the items in the scale shows the total reliability of the scale and the calculated coefficient should be equal to or greater than 0.7 (George & Mallery, 2003). For this reason, when Cronbach Alpha reliability coefficient was calculated for 42 items in the scale, it was found that the value was 0.931. In addition, items 11, 22, 26, 31, 35, 39 and 41, which did not change the Cronbach Alpha reliability coefficient although their item-total test correlation coefficients were above 0.30, were removed from the scale. After the items were removed, Cronbach Alpha reliability coefficient was determined as 0.958 and it was seen that items 28 and 40 increased the coefficient. Therefore, these two items were also removed from the scale. Finally, the Cronbach Alpha reliability coefficient of the scale was determined as 0.965. The correlation and Cronbach Alpha values of the remaining items are given below.

Table 3
Correlation and Cronbach Alpha Values for Items

Items	Item Total Correlation	Cronbach Alpha
Item 1	0.644	0.964
Item 3	0.540	0.964
Item 5	0.662	0.963
Item 6	0.719	0.963
Item 8	0.681	0.963
Item 9	0.703	0.963
Item 10	0.711	0.963
Item 12	0.746	0.963
Item 13	0.756	0.963
Item 15	0.718	0.963
Item 16	0.742	0.963
Item 17	0.666	0.963
Item 18	0.670	0.963
Item 19	0.630	0.964
Item 21	0.667	0.963
Item 23	0.695	0.963
Item 24	0.744	0.963
Item 25	0.732	0.963
Item 27	0.687	0.963
Item 29	0.728	0.963
Item 30	0.727	0.963
Item 32	0.737	0.963
Item 33	0.695	0.963
Item 34	0.664	0.963
Item 36	0.708	0.963
Item 37	0.733	0.963
Item 42	0.701	0.963

The remaining 27 items of the scale were subjected to factor analysis for the construct validity of the scale. In order to determine whether the remaining items are suitable for exploratory factor analysis, it should first be examined whether the sample size in the scale is sufficient. Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) coefficient should be calculated to test whether the sample size is sufficient. This coefficient is used to determine the common variance ratio between variables. When a high KMO coefficient is obtained, it can be said that there is a suitable data set for factor analysis. When the KMO test was performed with the items of the scale, the KMO coefficient was determined as 0.970. Field (2000) stated that the value of 0.50 should be the lower limit for the KMO test and the data below this limit cannot be factorised. It can be stated that the value of the KMO coefficient is excellent as it approaches 1, and it is not suitable for factor analysis (excellent at 0.90. very good at 0.80. mediocre at 0.70 and 0.60. bad at 0.50) as there will be disorganisation in the correlation distribution as it decreases below 0.50 (Tavşancıl, 2005). In addition, Bartlett's test significance value was determined as ($p < .001$). Thus, it can be said that the sample size is significant and the scale items are suitable for factor analysis.

In order to determine the factor structure of the scale, unrotated and rotated according to the principal axes (varimax) principal component analyses were performed. As a result of the analyses, if the load of an item in the scale on a factor is above 0.45 and the load of this item is 0.10 or more than the load of other factors, that item can be included in the factor (Tavşancıl, 2005). For this reason, if the load

of an item in the scale on a factor is above 0.45 and the difference between the load of this item and the load of other factors is 0.10 or more, the item is included in that factor.

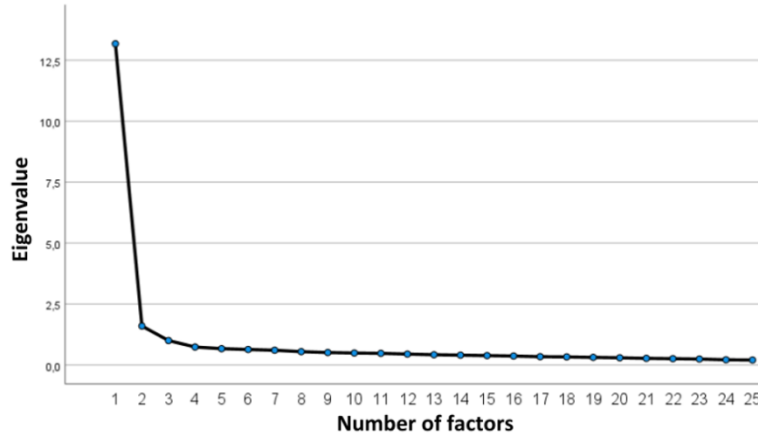
Table 4

Factor Loadings of Scale Items as a Result of Rotated Principal Component Analysis

Items	Rotated Factor Load Value		
	Factor 1	Factor 2	Factor 3
Item 1			0.656
Item 3			0.689
Item 5		0.474	0.591
Item 6		0.479	0.607
Item 8		0.667	
Item 9		0.745	
Item 10		0.668	
Item 12		0.611	
Item 13		0.584	
Item 15		0.629	
Item 16		0.661	
Item 17		0.636	
Item 18		0.744	
Item 19		0.611	
Item 21		0.482	
Item 23	0.642		0.450
Item 24	0.699		
Item 25	0.665		
Item 27	0.698		
Item 29	0.714		
Item 30	0.698		
Item 32	0.677		
Item 33	0.618		0.529
Item 34	0.719		
Item 36	0.671		
Item 37	0.721	0.456	
Item 42	0.648		

Since the most important feature of Likert-type scales is unidimensionality, all items should reflect the same characteristics. For this reason, in order to increase the variance explained by a single dimension, item 33 ($0.618 - 0.529 = 0.089$), whose loadings were above 0.45 but the difference between the factor loading and the loadings in the other factor was less than 0.10. and item 21 was removed from the scale because it decreased the KMO coefficient. The remaining 25 items were factor analysed again and the KMO coefficient was 0.970 and Bartlett's test significance value was 0.00. Scree plot (Eigen value - Factor Graph) obtained from these 25 items is given below.

Figure 1
Eigenvalue - Factor Graph



When Figure 1 is analysed, it is seen that the rapid descent decreases after the fourth factor in the graph where the eigenvalues on the vertical axis and the number of factors on the horizontal axis are given. It is seen that the contribution of the factors to the variance decreases after the fourth point and the remaining variances are close to each other. While the downward trend seen after the first point is shown with dots in the degree of contribution to the variance, each interval between two dots is considered as a factor (Çokluk et al., 2012). After items 21 and 33 were removed from the scale, the results of the principal component analyses that were not rotated and rotated according to the principal axes (varimax) are given below.

Table 5
Factor Loadings of the Scale Items as a Result of Unrotated Principal Component Analysis

Items	Unrotated Factor Load Value		
	Factor 1	Factor 2	Factor 3
Item 13	0.778		
Item 12	0.773		
Item 24	0.772		
Item 16	0.768		
Item 37	0.765		
Item 25	0.761		
Item 32	0.759		
Item 29	0.754		
Item 30	0.753		
Item 10	0.746		
Item 15	0.740		
Item 6	0.739		
Item 9	0.738		
Item 36	0.734		
Item 42	0.724		
Item 23	0.720		
Item 8	0.713		
Item 27	0.712		
Item 18	0.701		
Item 17	0.695		
Item 34	0.694		
Item 5	0.689		

Item 1	0.665	
Item 19	0.657	
Item 3	0.562	0.451

Table 6

Factor Loadings of Scale Items as a Result of Principal Component Analysis Rotated According to Principal Axes

Items	Unrotated Factor Load Value		
	Factor 1	Factor 2	Factor 3
Item 37	0.728		
Item 29	0.726		
Item 34	0.718		
Item 24	0.705		
Item 27	0.703		
Item 30	0.703		
Item 25	0.676		
Item 32	0.675		
Item 36	0.668		
Item 42	0.663		
Item 23	0.656		0.464
Item 18		0.754	
Item 9		0.718	
Item 16		0.661	
Item 17		0.658	
Item 8		0.645	
Item 19		0.640	
Item 15		0.622	
Item 10		0.613	
Item 12		0.583	
Item 13		0.562	
Item 3			0.695
Item 1			0.667
Item 5			0.638
Item 6			0.628

When Table 5 is analysed, it is seen that the factor loadings of the scale items have values between 0.562 and 0.778 as a result of the unrotated principal components analysis and that they are significantly gathered in factor 1. In addition, the total variance explained by factor 1 was determined as 52.714%. In scales including a single factor, the variance explained by 30% or more can be accepted as sufficient (Büyüköztürk, 2003). Each sub-factor in a scale is expected to explain at least 5% of the total variance of the scale. In this case, when determining the number of factors in a scale, dimensions with both an eigenvalue above 1 and a total variance explained by more than 5% are determined as sub-dimensions (Seğer, 2015).

When Table 6 is analysed, it is seen that the scale consists of three sub-dimensions as a result of the principal components analysis rotated according to the principal axes. The contribution of these three dimensions to the total variance after rotation is given in the table below.

Table 7
Rotated Variance Values

Factor	Eigenvalue	Variance Percentage	Percentage of Total Variance
Factor 1	6.591	26.363	26.363
Factor 2	5.808	23.231	49.594
Factor 3	3.383	13.533	63.127

When Table 7 is analysed, the contribution of the factors to the total variance was determined as 26.363% for factor 1, 23.231% for factor 2 and 13.533% for factor 3. In multi-factor scales, the variance explained between 40% and 60% may be considered sufficient (Çokluk et al., 2012). According to the table, the total contribution of these three factors to the variance was 63.127%. According to these results, Table 8 shows the distribution of the 25 items in the algorithmic thinking scale in mathematics education according to the factors.

Table 8
Distribution of Items Related to Algorithmic Thinking in Mathematics Education Scale According to Factors

Algorithmic Thinking Scale in Mathematics Education		Strongly Disagree	Disagree	Undecided	Agree	Strongly agree
Factor 1 <i>Planning and Strategy Development</i>	I can use algorithms effectively in the problem solving process.					
	I can successfully reach a solution by developing new ways of solving problems.					
	I can identify the steps necessary to make the right decisions when solving a problem.					
	I can develop and effectively apply alternative strategies to solve a problem.					
	I am good at identifying solution steps in the problem solving process.					
	It is simple for me to create a solution algorithm for the way to solve a problem.					
	I can successfully manage the solution process by visualizing the steps while solving problems.					
	I can clearly follow the solution steps in the problem solving process.					
	When solving a problem, I can reach a solution by applying an algorithm.					
	I can apply each step in a systematic and sequential way when solving problems.					
	When I realize that the strategy I use in the problem solving process does not work, I develop a different strategy.					
	I can solve problems by breaking them down into small pieces.					

Factor 2 <i>Systematic Problem Solving</i>	I can determine the most effective solution by evaluating all possible steps before solving a problem.					
	Before I start solving the problem, I design every step of the solution algorithm in my head.					
	I act according to a plan when solving a problem.					
	When I face a problem, I know what to do first to find a solution.					
	I can effectively apply each step of the algorithms when solving problems.					
	I can follow a systematic approach to solving problems, carefully planning each step.					
	I can develop strategies by analyzing ways to solve problems.					
	I proceed systematically until I find a solution to a problem.					
	I can solve a problem by adopting a systematic approach.					
Factor 3 <i>Logical Thinking</i>	When solving a problem, understanding why a step is done helps me to solve the problem.					
	I know why each step is important when creating a solution to a problem.					
	When applying the solution algorithm to a problem, I know that if I make a mistake in any step, I have to go back to the beginning.					
	I can achieve more effective results by making plans in the problem solving process.					

The results of the exploratory factor analysis obtained from the scale were tested with confirmatory factor analysis. Confirmatory factor analysis (CFA) was conducted using AMOS 24 programme. Maximum Likelihood (ML) method, which is the default algorithm of the programme, was preferred as the estimation method. The ML method is widely used in social sciences to test construct validity because it produces statistically accurate results in studies using large samples (Kline, 2015). In addition, Pearson correlation matrix, which was created by the AMOS programme as assumed, was used as the correlation matrix in confirmatory factor analysis. Pearson correlation matrix was used because the sample size used in the study was sufficient ($n = 502$) and the data were close to normal distribution (Fabrigar et al., 1999). As a result of the analysis, CMIN/DF (Chi-Square/DF), RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation), GFI (Goodness of Fit Index), AGFI (Adjusted Goodness of Fit Index), RMR (Root Mean Square Residual), CFI (Comparative Fit Index) and NFI (Normed Fit Index) fit criteria were found.

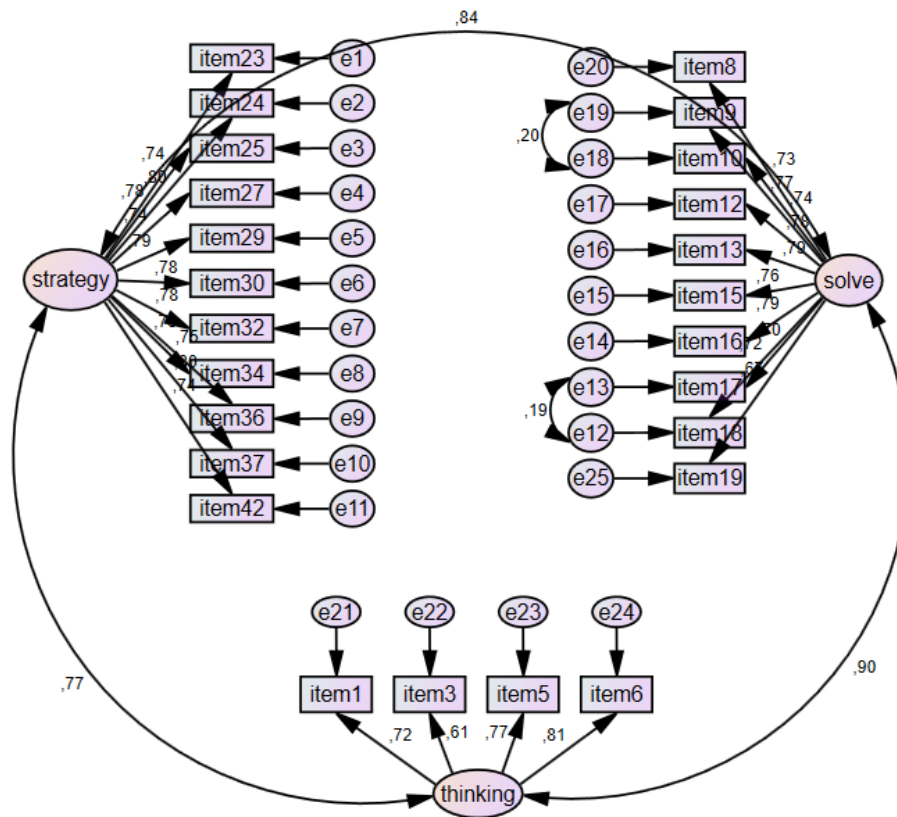
CMIN/DF value is used to evaluate the fit between the model and the data from the observed variables. The CMIN/DF value of the scale was found to be 2.795. If the CMIN/DF value takes a value between 2 and 5, it can be said to be at an acceptable level (Kwon & Marzec, 2016). RMSEA value is used to adjust the complexity of the model and sample size (Davicik, 2014). The RMSEA value of the scale was found to be 0.060. RMSEA is considered very good if it is equal to or less than 0.05, good at values between 0.05 and 0.08, mediocre at values between 0.08 and 0.1, and unacceptable if it is more than 0.10 (Sarmiento & Costa, 2019). GFI value is used to reveal the inconsistency between the observed variable and the expected values under a statistical model. The GFI value of the scale was found to be 0.893. For the GFI value, values of 0.85 and above can be said to be at an acceptable level (Sürücü et al., 2021). The AGFI value is used to adjust the GFI value for the model's level of freedom according to the number of observed variables. The AGFI value of the scale was found to be 0.871. It can be said that values of 0.85 and above are acceptable for the AGFI value (Vieira, 2011). RMR value is calculated as the square root of the mean errors. The RMR value of the scale was found to be 0.045. While the RMR value

takes values between 0 and 1, when this value approaches 0, it indicates a good fit (Kline, 2011). CFI value is an incremental fit index and is used to determine how well the model fits the data (Cangur & Ercan, 2015). The CFI value of the scale was found to be 0.943. While the CFI value takes values between 0 and 1, the higher this value is, the better the model fit (Batı, Tetik, & Gürpınar, 2010). NFI value is a value determined by dividing the chi-square value in the model by the chi-square value of the independent model. The NFI value of the scale was found to be 0.914. While the NFI value takes values between 0 and 1, the higher this value is, the better the model fit (Byrne, 2016).

The data obtained from the confirmatory factor analysis showed that the algorithmic thinking scale in mathematics education, which consists of three factors, was confirmed as a model. The path diagram of the model is given below.

Figure 2

Path Diagram of Algorithmic Thinking Scale in Mathematics Education



After confirmatory factor analysis, composite reliability (CR-Composite Reliability) coefficients were calculated for each factor. This coefficient was 0.910 for Factor 1, 0.877 for Factor 2 and 0.752 for Factor 3. When the CR values found are 0.70 or more, it can be stated that it shows a good reliability (Hair et al. 2009).

The discriminant validity between the factors established in the confirmatory factor analysis was tested in accordance with the criteria proposed by Fornell and Larcker (1981). This criterion states that the average variance explanation (AVE) value of each construct should be greater than the square of its correlations with other factors. In addition, AVE value shows how much the variance of a factor is explained by the items in that factor. In this context, the AVE values of each factor were calculated and compared. When the values were analysed, AVE= 0.75 for planning and strategy development factor, AVE= 0.72 for systematic problem solving factor and AVE= 0.62 for logical thinking factor. Since all of these values are above 0.50 (Fornell & Larcker, 1981), it is seen that the factors are more successful in explaining their own variables. In terms of discriminant validity, based on Fornell and Larcker criterion,

the square root of the AVE value of each latent variable should be greater than the correlation coefficients of this variable with other latent variables. As a result of the analysis, high correlation values were observed between some factors (e.g. logical thinking and systematic problem solving: 0.90). Although this situation can be considered as limited in terms of discriminant validity within the framework of classical conditions, since planning and strategy development, strategic problem solving and logical thinking are among the subcomponents of the algorithmic thinking process, both the expert opinion and the theoretical framework of the research predict that these factors are distinct but related structures. The high correlations between these factors reflect the processes that feed each other theoretically and are considered significant in terms of the internal consistency of the scale.

In the study, independent t-test, one-way analysis of variance (ANOVA) and multiple regression analyses were used in order to analyse the properties of the scale in more depth. While performing these analyses, it was tried to be evaluated within the scope of known-group validity. Known-group validity is a type of validity that contributes to construct validity and involves comparing the results by applying to two different groups that are not similar to each other in terms of the feature to be measured (Bolarinwa, 2015). The t-test, ANOVA and multiple regression analyses according to variables such as gender and school type were conducted to test whether the scale revealed significant differences between different groups. As a result of these analyses, not only the internal consistency but also the external sensitivity and discriminative power of the scale were tried to be evaluated. As a result, the hypothesis tests were planned to evaluate the construct validity of the scale not only at the factor level but also its response to external variables. For the hypothesis tests of the scale, independent t-test was applied to examine the difference in algorithmic thinking competence between genders. As a result of the analysis, F value was found as 2.449 and p value as 0.118 and since $p > 0.05$, it is seen that the variances are equal. According to the independent t-test results, there was no statistically significant difference between genders in terms of algorithmic thinking competence ($t(500) = -0.440$, $p = 0.660$, Mean Difference = -0.835). One-way analysis of variance (ANOVA) was performed between three different schools to examine the difference in algorithmic thinking competence between schools. According to the ANOVA results, statistically significant differences were found between the schools in terms of algorithmic thinking competence ($F = 14.450$, $p < .001$). Multiple regression analysis was performed for the effects of gender and school type on algorithmic thinking competence. It was seen that the R Square value explaining the total effect of independent variables on the dependent variable was 0.005 and the Adjusted R Square value was 0.001. This shows that gender and school type variables explain only 0.5% of the variance of algorithmic thinking competence. When analysed according to the ANOVA results, it can be said that the model is not significant in general ($F = 1.259$ and $p = 0.285$). According to the coefficient table, it is understood that gender and school variables do not show a statistically significant effect on algorithmic thinking competence ($p > 0.05$).

Twenty days after the first scale application, 52 students were selected from 502 students by random sampling and the scale was applied again for test-retest reliability analysis. Test-retest reliability analysis consists of analysing the measurements performed by researchers on the same group at different times using the same scale (Segura-Orti & Martinez-Olmos, 2011). Pearson product-moment correlation coefficient was used to analyse the relationship between item scores in order to see the time-dependent change of two different data groups. As a result of the analyses, the test-retest reliability coefficient was calculated as 0.826. In addition, Cronbach Alpha reliability coefficient was calculated in the second scale application. As a result of the analysis, Cronbach Alpha reliability coefficient was found to be 0.966.

Sperman-Brown Prophecy coefficient was calculated to predict how the reliability coefficient of the scale would change due to the reduction of the number of items in the scale from 42 to 25. As a result of the analysis, the Sperman-Brown Prophecy coefficient was found to be 0.938. If the Spearman-Brown Prophecy coefficient is greater than 0.70, it can be said that the reliability of the scales is high (Seçer, 2015).

Discussion & Conclusion

In the study, a measurement tool was developed to determine algorithmic thinking processes in mathematics education. In this context, the 42-item draft scale was applied to 533 students and as a result of the analyses, a 25-item actual scale was formed.

As a result of the factor analysis applied to the 25 items in the scale, it was determined that the scale was grouped under three factors. Factors were named as factor 1 'planning and strategy development', factor 2 'systematic problem solving' and factor 3 'logical thinking' in accordance with algorithmic thinking processes. While it was determined that all of the items in the scale were gathered in a single dimension, the total variance explained by factor 1 was 52.714%. In addition, it was determined that the factor load values were between 0.562 and 0.778. In addition, the KMO coefficient for 25 items was calculated as 0.970 and the Bartlett test significance value was calculated as 0.00. As a result of these values, it can be said that the scale is suitable for factor analysis. Considering the fit values obtained from confirmatory factor analysis, it is seen that the resulting three-dimensional scale is an acceptable model in accordance with the theoretical framework. When the findings of both exploratory factor analysis and confirmatory factor analysis are examined, it can be said that the construct validity of the scale is high.

These three factors that emerged during the scale development process are not only statistically significant but also largely consistent with theoretical definitions of algorithmic thinking and problem-solving processes in the literature. In this context, the 'planning and strategy development' process, which occupies an important place in the theoretical foundation of algorithmic thinking, emerges as one of the fundamental processes underlying the individual's cognitive process for problem-solving and the creation of solution pathways. In the development of algorithmic thinking processes, individuals' ability to plan problems, generate solution paths, develop their own solution strategies, and use cognitive processes such as problem solving and reasoning enables effective solution production in complex problem situations (The International Society for Technology in Education (ISTE), 2015). Focusing on developing appropriate strategies and making plans to solve the problems they encounter, and systematically evaluating the steps of the process and making new arrangements if necessary, supports metacognitive awareness of algorithmic thinking processes (Yadav et al., 2022). According to Brown (2015), in the development of algorithmic thinking processes, cognitive skills that enable students to approach problems in a systematic and planned manner, identify solutions, and apply appropriate strategies come to the fore. In this context, it can be said that systematically supporting planning and strategy development skills enables individuals to develop more effective approaches to problem-solving, thereby facilitating the effective development of algorithmic thinking processes.

One of the fundamental structures of the algorithmic thinking process, the 'systematic problem solving' approach, is an important component that enables individuals to address problems in a systematic order and carry out the solution process in a logical sequence. The National Council of Teachers of Mathematics (2000) defines systematic problem solving as a process that helps individuals formulate mathematical concepts, establish connections between these concepts, follow a logical sequence towards a solution, and reach a conclusion within a specific systematic framework. Approaching the solution steps in a clear and systematic manner in the problem-solving process allows individuals to follow the solution process within a structured framework, while eliminating the uncertainties they will encounter during the solution and facilitating the correct application of the steps (Bethune & Wood, 2013; Flores & Ganz, 2007; Hicks et al., 2011; Israel et al., 2015; Knight et al., 2012). In addition, Clark (2016) emphasises that algorithmic thinking is not only a cognitive skill that needs to be learned but also a pedagogical approach to systematic problem solving. In this context, the systematic problem-solving approach emerges as a cognitive process in the structuring and development of algorithmic thinking processes. Thus, it can be said that the algorithmic thinking process is shaped by a systematic and planned problem-solving process rather than a random trial-and-error method.

Another fundamental component of the algorithmic thinking process is logical thinking, which structures an individual's reasoning processes and enables them to make consistent inferences aimed at problem solving. According to Futschek and Moschitz (2011), algorithmic thinking processes are multifaceted cognitive processes that involve the combined use of abstraction, logical thinking, and creative problem-solving skills. In this process, individuals use logical thinking to determine the steps they will take in a specific order (Ross, 1998). Thus, it can be said that logical thinking is a fundamental skill that helps the systematic progression of process steps in algorithmic thinking processes. Thus, the algorithmic thinking process can be considered as the ability of individuals to define systematic solution steps by using logical and creative thinking skills when faced with any problem (Ziatdinov & Musa, 2013). In this context, logical thinking skills enable individuals to systematically plan the solution process, sequence the steps within a logical framework, and ensure consistency in problem-solving inferences as one of the fundamental components of the algorithmic thinking process.

Since the scale was analysed in terms of reliability, the Cronbach Alpha reliability coefficient of the remaining 25 items was calculated as 0.962. When the composite reliability coefficients were analysed, it was seen that they were within the desired ranges for the three factors. When the results of the test-retest analysis of the scale were analysed, it was determined that the correlation between the two scales was 0.826 and the Cronbach Alpha reliability coefficient was 0.966 with the data obtained from the test-retest application. The fact that both the correlation and Cronbach Alpha reliability coefficient were high shows that the students' responses to the scale did not change over time. Sperman-Brown Prophecy coefficient was calculated in order to see the changes that the decrease in the items of the scale would make on the reliability coefficient and the coefficient was found to be 0.938. When all the results are analysed, it can be said that the reliability of the scale is high.

The developed scale can be used in studies aimed at understanding algorithmic thinking processes such as planning, strategy development, systematic problem solving, and logical thinking in 9th grade students while solving mathematical problems. Additionally, it is presented as a comprehensive and functional assessment tool that aims to reveal students' cognitive skills, such as understanding the problem, creating a solution path, developing strategies, identifying errors, making a solution plan, and evaluating. It is believed that the scale will contribute to the development of educational approaches that support algorithmic thinking processes and to the in-depth examination of these processes.

Suggestions

According to the results obtained from the purpose and findings of the study, the following suggestions are listed for future studies.

1. The developed algorithmic thinking scale can be adapted to different age and grade levels.
2. The developed algorithmic thinking scale can be analysed for validity and reliability in different cultural contexts.
3. With the results obtained from the developed algorithmic thinking scale, a new scale can be designed to measure students' academic achievement and attitudes towards problem solving.

These studies will increase the generalisability of the developed scale by testing its validity and reliability in different contexts. In the first suggestion, it is thought that by examining how the scale will perform in different classes and age groups, it can offer innovations to educational programmes in accordance with age and grade level. In the second proposal, it is thought that it will reveal how the scale can be adapted to cultural contexts by examining the effect of different cultural structures on algorithmic thinking processes through the scale. In the third suggestion, it is thought that a new scale can be designed to evaluate students' problem solving skills, academic achievement and attitudes with the data obtained from the scale and this scale can be used on different subjects. These studies will contribute to understanding algorithmic thinking processes in a broader perspective and shaping educational policies in this direction.

Author Contribution Rate

The authors contributed equally to the study.

Ethical Statement

All the rules in the “Directive on Scientific Research and Publication Ethics of Higher Education Institutions” have been followed and none of the “Actions Contrary to Scientific Research and Publication Ethics” in the second part of the directive have been carried out. This study was approved by the Research Ethics Committee of the Institute of Educational Sciences of Hacettepe University, during the meeting held on 24.09.2024, with decision number E-51944218-050-00003773937.

Conflict Statement

The authors declare that there is no conflict of interest with any institution or person within the scope of the study.

Acknowledgement / Funding Statement

This study was supported by the Scientific and Technological Research Council of Türkiye (TÜBİTAK), Scientist Support Programs Presidency (BİDEB), under the 2211-National Graduate Scholarship Program.

Türkçe Sürümü

Giriş

Problem çözme süreci bireylerin karşılaşılan problemler karşısında düşünme ve karar verme sürecini yönettikleri önemli bir günlük hayat becerisidir. Bu süreç özellikle çok boyutlu ve karmaşık yapısıyla problemi anlama, verilerden çözüm için gerekli bilgileri seçme, bu bilgiyi matematiksel temsillere dönüştürülme ve işlem adımlarını takip ederek çözüme ulaşma aşamalarından oluşur (Aktan vd., 2021). Bu sebeple problem çözme süreci var olan bilginin nasıl organize edilmesi, çözüm stratejilerinin nasıl geliştirilmesi, karar verme mekanizmasının nasıl işlemesi ve çözüm yolu için hangi adımların takip edilmesi gerektiğini ortaya koyan bir süreç olarak karşımıza çıktığı görülmektedir. Bunun yanı sıra bireyler hem akademik hem de günlük hayatlarında problem çözme sürecinde başarı elde edebilmeleri için günlük kullanabilecekleri belirli matematiksel bilgilere ve problem çözme stratejilerine sahip olmalı ve bu bilgi ve stratejileri nerede ve nasıl kullanacaklarını bilmelidir (Okur, 2008). Can'a (2021) göre problem çözme sürecinin matematiğin merkezine konumlandırılması ve bu sürecin gerçek yaşamla bütünleşik bir şekilde ele alınması matematik öğretiminde etkili bir yaklaşım olarak ifade edilmektedir. Bu doğrultuda, problem çözme süreci matematiksel bilgiyi kullanmanın yanı sıra bu bilgiyi organize edebilme, uygun stratejiler geliştirebilme ve karar verebilme gibi çok yönlü bilişsel becerileri içeren gerçek yaşamla bütünleşmiş bir süreç olarak değerlendirilmektedir.

Problem çözme süreci, bireylerin strateji kurma ve karar verme becerilerini kullanarak çözüme ulaşmalarını sağlarken, bu sürecin adım adım sistematik bir yapıya ifade edilmesi ve izlenen adımların doğruluğunun kontrol edilmesi algoritmik düşünme sürecinin temelini oluşturmaktadır. Bir problemin analiz edilerek bulunan çözüm yollarının uygulanması ve sonraki adımda yeni bir çözümün geliştirilmesi bu sürecin gerekliliğidir (Yıldız vd., 2017). Dolayısıyla, problem çözme ve algoritmik düşünme süreçleri birbirini destekleyen ve tamamlayan iki önemli bilişsel süreç olarak karşımıza çıkmaktadır. Alanyazın incelendiğinde bu süreçler arasındaki benzer ilişkiyi ortaya koyan tanımlar mevcuttur. Berikan'a (2018) göre algoritmik düşünme, bir problemin çözme amacıyla adım adım ve detaylı bir şekilde tasarlanan belirli işlem basamaklarını içeren bir yaklaşımı ifade etmektedir. Kocasaraç (2023) ise algoritmik düşünmeyi, bir problemin çözüm sürecinde izlenecek her adımı planlayan her adımda elde edilecek çıktıları, verimi, performansı, avantajları ve dezavantajları göz önünde bulundurarak en doğru çözüme ulaşmayı hedefleyen bir düşünce yöntemi olarak tanımlamaktadır. Tanımlardan hareketle algoritmik düşünme süreci, problem çözme sürecini denetleyen ve bu süreç içerisinde izlenen adımların doğruluğunu, kullanılabilecek farklı stratejilerin etkinliğini ve ulaşılan sonucun tekrar edilebilirliğini kontrol eden bir sistematik düşünme biçimi olarak karşımıza çıkmaktadır.

Problem çözme süreci, bireyin bilişsel, duyuşsal ve psikomotor yeterlilikleri, kullanılan öğretim yöntem ve teknikleri, nitelikli öğretim programları, ölçme ve değerlendirme uygulamaları, uygun materyal kullanımı, öğrenme-öğretme ilkeleri ve çağdaş eğitim anlayışı gibi etkenlerin etkisiyle düzenli ve yapılandırılmış bir çabalama süreci ile geliştiği söylenebilir. Dewey bu çabalama sürecini bireyin bilişsel becerileri açısından problemi anlama, geçici hipotezleri formüle etme, veri toplama, organize etme ve açıklama ve sonuca ulaşma şeklinde beş aşamada ele almıştır. Dewey'e göre bu aşamaları tamamlamak isteyen bir birey problem çözme sürecinde analiz, sentez ve genelleme gibi üst düzey bilişsel becerileri aktif biçimde kullanmaktadır (Baki, 2008). Polya (1997) problem çözme sürecini sıralı olarak problemi anlamak, çözüme ulaştıracak planlar yapmak, planı uygulamak ve geriye dönüp kontrol etmek olarak dört aşama da değerlendirmiştir. Montague ve diğerlerine (2011) göre problem çözme süreci sıralı olarak problemi okuma, açıklama, görselleştirme (şekil veya şema çizme), plan yapma, cevabı tahmin etme, çözüm yapma ve cevabı kontrol etme olarak tanımlamıştır. Xin (2016) problem çözme sürecini ise problem durumunu tespit etme, uygun model (şekil/şema/diyagram) oluşturma, verileri

düzenleme, şema bilgilerini matematiksel olarak ifade etme, bilinmeyeni bulma ve çözümü kontrol etme olarak ele almıştır. Tüm bu yaklaşımlar, problem çözme sürecinin sistematik ve sıralı olarak organize edilen bir yapı olduğunu ortaya koymaktadır. Bu yönüyle problem çözme süreçlerinin algoritmik düşünme süreçlerinin temel bileşenleriyle örtüştüğü ve her iki sürecin de benzer bilişsel beceriler ve stratejileri içerdiği söylenebilir. Araştırmacılar da algoritmik düşünme sürecinin problem çözme süreci ile aynı bilişsel yapılara sahip olduğunu ve bu süreçte birçok farklı becerinin kullanıldığını öne sürmektedir (Futschek & Moschitz, 2010; Ritter & Standl, 2023). Alanyazın incelendiğinde, araştırmacıların algoritmik düşünme sürecini kendi kuramsal yaklaşımları doğrultusunda farklı bilişsel becerilere göre sınıflandırdıkları görülmektedir.

Tablo 1*Alanyazındaki Algoritmik Düşünme Süreçleri*

Szanto (2002)	Garner (2003)	Futschek (2006)
1. Uygulama ve yazma	1. Problemi analiz etme	1. Problemi analiz etme
2. Algoritma yazma	2. Algoritma tasarlama	2. Problemi belirleme
3. Analogik düşünme	3. Algoritmayı uyarlama	3. Problem için çözüm stratejisi bulma
4. Algoritmayı değiştirme ve uyarlayabilme	4. Algoritmayı test etme ve gözden geçirme	4. Probleme uygun algoritma tasarlama
5. Algoritma üretme		5. Problemin olası tüm durumlarını düşünme
		6. Algoritmanın işlevselliğini artırma
Vasconcelos (2007)	Syslo ve Kwiatkowska (2008)	Zsakó ve Szlávi (2012)
1. Problemi okuma ve anlama	1. Problemi anlama	1. Algoritmayı tanıma ve anlama
2. Uygulanacak kavramları seçme	2. Problemin çözümüne yönelik algoritma geliştirme	2. Algoritmayı uygulama
3. Problemi açıklama	3. Algoritmayı bilgisayar ortamında çalıştırma	3. Algoritma analizi
4. Çözüm yöntemini oluşturma		4. Algoritma hazırlama
5. Çözümü test etme		5. Algoritma gerçekleştirme
		6. Algoritma düzenleme ve değiştirme
		7. Karmaşık algoritma tasarlama
Brown (2015)	Erümit vd. (2018)	Ritter ve Standl (2023)
1. Problemi tanıma	1. Problemi anlama	1. Problemin tanımlanması
2. Probleme uygun algoritma geliştirme	2. Strateji oluşturma	2. Soyutlama ve ayrıştırma
3. Geliştirilen algoritmaları değerlendirme	3. Stratejileri karşılaştırma	3. Algoritma tasarlama
4. Yeni algoritmalar geliştirme	4. Bir algoritma oluşturma	4. Algoritmanın test edilmesi
	5. Algoritmayı kodlama	
	6. Algoritmayı düzenleme ve geliştirme	
	7. Yeni algoritmalar hazırlama ve kodlama	

Tablo 1’de sunulan modeller incelendiğinde algoritmik düşünme süreçlerinin her bir yaklaşımda öğrenciler tarafından nasıl yapılandırıldığına dair farklı bilişsel yapılar içerdiği görülmektedir. Szanto (2002), Garner (2003), Vasconcelos (2007), Brown (2015) ve Ritter ve Standl (2023) gibi araştırmacılar algoritmik düşünme sürecini adım adım çözüm üretme, hata ayıklama, algoritma tasarlama ve uygulama gibi bilişsel süreçlerle tanımlarken; bu süreçlerin genel olarak problem çözme süreçleriyle büyük ölçüde örtüştüğü söylenebilir. Ancak bu algoritmik düşünme süreçlerinin birçoğu belirli alt becerilere odaklanmakta ve problem çözme sürecinin bütüncül yapısını sınırlı bir şekilde ele almaktadır. Bu noktada Futschek (2006) tarafından sunulan algoritmik düşünme sürecine ilişkin model hem süreci sistemli ve mantıksal bir bütünlük içinde ele alması hem de öğrencinin problem çözüme sürecine yönelik kapsayıcı yapısıyla dikkat çekmektedir. Futschek’in altı aşamalı algoritmik düşünme modeli, problemi analiz

etmeden başlayarak algoritmanın oluşturulması, uygulanması, değerlendirilmesi ve alternatif çözümlerin düşünülmesine kadar uzanan kapsamlı bir süreci içermektedir. Böylelikle problem çözme süreci algoritmik düşünmeyle birlikte öğrencilerin karşılaştıkları problemlere yönelik çözüm adımlarını sistematik biçimde yapılandırılmalarına, çözüme ilişkin bilinçli kararlar almalarına, farklı çözüm stratejileri geliştirmelerine ve olası çözüm yollarını çok boyutlu biçimde analiz etmelerine olanak tanır. Bu yönleriyle Futschek'in modelinin algoritmik düşünme süreçlerinin gelişimine önemli katkılar sağlayabileceği ifade edilebilir.

Son yıllarda öğretim programlarında problem çözmeye yönelik sistematik bir yaklaşım olan algoritmik düşünmenin ön plana çıktığı görülmektedir. Uluslararası alanyazın incelendiğinde birçok ülkenin algoritmik düşünme ile problem çözme süreçlerini öğretim programlarına entegre etmiştir. Örneğin, İngiltere'de 2014 yılında yürürlüğe giren öğretim programında algoritma temelli düşünmeyi ilkökul düzeyinden itibaren zorunlu hale getirdiği görülmektedir (Department for Education, 2013). Avustralya ise 2015 yılında güncellediği öğretim programı ile algoritma oluşturma, örüntü tanıma ve çözüm yolları geliştirme gibi algoritmik düşünme becerilerin her sınıf düzeyine entegre etmiştir (ACARA, 2015). Benzer olarak, Amerika Birleşik Devletleri'nde geliştirilen K-12 Bilgisayar Bilimi Çerçevesinde, algoritmik düşünme süreçleri dijital okuryazarlığın temel bir bileşeni olarak ele alınmakta ve tüm sınıf düzeylerinde uygulanmasını önerilmektedir (K-12 Computer Science Framework, 2016). OECD'nin (2021) yayımladığı raporda ise algoritmik düşünme süreçleri, problem çözme becerileriyle bütünleşmiş temel bir bilişsel düşünme yaklaşımı olarak öğretim programlarında sistematik bir biçimde yer alması vurgulanmaktadır. Uluslararası düzeyde yaşanan bu dönüşüm, Türkiye'deki öğretim programlarına yansımış ve Milli Eğitim Bakanlığının 2013 yılında yayımladığı ortaöğretim matematik dersi öğretim programında algoritmaların bilgi ve iletişim teknolojileriyle beraber yerinde ve zamanında etkili kullanımının önemi vurgulanmıştır. Programa göre bireyin kendisine sunulan yazılım olanaklarını etkili bir şekilde kullandığında matematiksel bilgilerini algoritmalar ile yapılandırarak matematiksel problemleri çözüme ulaştırabilecekleri ifade edilmiştir (MEB, 2013). Bu doğrultuda Milli Eğitim Bakanlığı (MEB) tarafından 2024 yılında yayımlanan matematik dersi öğretim programında ise algoritmik düşünmenin matematiksel düşünme ile ilişkisinden yola çıkılarak akıl yürütme, matematiksel problem çözme, matematiksel araç ve gereçleri teknoloji ile birleştirme ve problem çözme becerilerinin geliştirilmesi konusunda öğrencilerin algoritmik düşünmeden etkili bir şekilde yararlanabilmeleri amaçlanmıştır (MEB, 2024). İlköğretim ve ortaöğretim programları incelendiğinde 3. ve 4. sınıflarda "işlemlerden cebirsel düşünmeye", 5. Sınıflarda "işlemlerle cebirsel düşünme", 6. ve 7. sınıflarda "işlemlerle cebirsel düşünme ve değişimler", 8. sınıflarda "cebirsel düşünme ve değişimler", 9. sınıflarda "algoritma ve bilişim", 10. sınıflarda "sayma, algoritma ve bilişim" temalarının sistematik bir biçimde ele alındığı görülmektedir. Programlarda öğrencilerin matematiksel problemleri çözerken algoritmik yaklaşımlar kullanmaları ve algoritmik bir dille cebirsel ve fonksiyonel işlemleri yapabilmeleri beklenmiştir. Buradan hazırlanan öğretim programının matematiksel problemleri çözme konusunda algoritmik düşünme süreçlerini temel sistematik bir yaklaşım olarak ele aldığı söylenebilir. Bu sebeple eğitim ve öğretim süreçlerinde öğrencilere algoritmik düşünme süreçlerinin kazandırılabilmesi için uygun yöntem ve araçlarında geliştirilmesi oldukça önemli bir hale gelmiştir.

Uluslararası alanyazında algoritmik düşünme üzerine geliştirilmiş ölçekler ve veri toplama araçları incelendiğinde Tsai ve diğerleri (2020) tarafından "*Computational Thinking Scale*", Doğruel ve diğerleri (2022) tarafından "*Algorithm Literacy Scale*", El-Hamamsy ve diğerleri (2025) tarafından "*The Competent Computational Thinking Test*" gibi çeşitli ölçeklerin geliştirildiği görülmektedir. Ulusal alanyazında ise Ekici ve Balım (2013) tarafından "*Ortaokul Öğrencileri için Problem Çözme Becerilerine Yönelik Algı Ölçeği*", Oğuz ve Köksal (2015) tarafından "*Çocuklar için Problem Çözme Becerisi Ölçeği*" Gülbahar ve Aksoy (2024) tarafından "*İlköğretim Öğrencileri için Problem Çözme Becerilerine Yönelik Algı Ölçeği*" gibi ölçeklerin geliştirildiği görülmektedir. İlgili ölçeklerin incelenmesi sonucunda, hem uluslararası hem de ulusal alanyazında geliştirilen ölçme araçlarının çoğunlukla problem çözme süreçlerinin belirli boyutlarına odaklandığı ve algoritmik düşünme ile ilgili ilişkinin sınırlı kaldığı görülmektedir. Örneğin, uluslararası ölçeklerin bir kısmı algoritma oluşturma ya da bilişsel stratejilere odaklanırken ulusal ölçeklerde daha çok problem çözmeye yönelik genel algılar ya da davranışsal eğilimleri ön planda olduğu

söylenbilir. Mevcut ölçeklerin, problem çözme süreciyle algoritmik düşünmenin bilişsel bileşenleri arasında yer alan karar verme, hata ayıklama ve strateji geliştirme gibi alt becerileri bütüncül bir yaklaşımla değerlendirme konusunda sınırlılıklar taşıdığı görülmektedir. Bu doğrultuda, hazırlanan ölçek yalnızca öğrencilerin algoritmik düşünme süreçlerini ortaya koymakla kalmayıp aynı zamanda problemi anlama, çözüm yolu oluşturma, strateji geliştirme, hataları fark etme, çözüm planı yapma ve değerlendirme gibi bilişsel süreçleri içeren yapılandırılmış bir ölçme aracı olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu yönüyle geliştirilen ölçek hem alanyazındaki kuramsal modellerle (örneğin Futschek, 2006) hem de eğitim programlarındaki algoritmik düşünme hedefleriyle örtüşen kapsamlı bir değerlendirme çerçevesi sunabileceği düşünülmektedir. Bununla beraber geliştirilen ölçek, matematik eğitiminde algoritmik düşünme ve problem çözme süreçlerine yönelik özgün ve kuramsal bir katkı sunmayı hedeflemektedir. Özellikle Milli Eğitim Bakanlığı'nın matematik öğretim programında algoritmalara ve algoritmik düşünmeye yer vermesi bu alanda sistematik ve geçerli ölçüm araçlarına duyulan ihtiyacı daha görünür kılmaktadır. Bu bağlamda araştırmanın amacı, öğrencilerin matematiksel problemleri çözerken süreç içerisinde karşılaştıkları problemi anlama, çözüm yolu oluşturma, strateji geliştirme, hataları fark etme, çözüm planı yapma ve değerlendirme gibi bilişsel süreçleri değerlendirebilecek geçerli ve güvenilir bir algoritmik düşünme ölçeği geliştirmektir.

Yöntem

Bu araştırma, matematik eğitiminde algoritmik düşünme süreçlerini değerlendirmek ve problem çözme süreçlerindeki rolünü sistematik bir şekilde ölçmek amacıyla geçerli ve güvenilir bir ölçme aracı geliştirmeyi hedefleyen bir ölçek geliştirme çalışmasıdır.

Çalışma Grubu

Araştırmanın örneklemi, 2024 – 2025 eğitim-öğretim yılında Tekirdağ ilinin Kapaklı ilçesinde yer alan üç farklı lisede (Anadolu lisesi, imam hatip lisesi, meslek lisesi) amaca uygun bir şekilde belirlenen 9. Sınıf öğrencilerinden oluşmaktadır. Bu kapsamda, Anadolu lisesinden 140, imam hatip lisesinden 182 ve meslek lisesinden 211 öğrenci olmak üzere toplam 533 öğrenci katılım sağlamıştır. Katılan öğrencilerin 312'sini kızlar (%58.5), 221'ini ise erkekler (%41.5) oluşturmaktadır. Öğrencilerin güncel ortaöğretim matematik dersi öğretim programında yer alan "Algoritma ve Bilişim" temasını derslerinde işlemiş ve algoritma ile algoritmik düşünme süreçlerinin temel kazanımlarını edinmiş olduklarından emin olmak amacıyla verilerin toplanacağı okullardaki matematik öğretmenleri ile iletişime halinde olunmuştur. Bu sayede algoritmik düşünme yeterliliklerinin ölçülmesine uygun bir örneklem grubuyla çalışılması hedeflenmiştir.

Toplanan verilerden bütün maddelere aynı cevapları veren öğrenciler çıkarıldığında 502 öğrencinin yanıtları değerlendirmeye alınmıştır. Örneklem büyüklüğü dikkate alındığında madde sayısının en az beş (Bryman & Cramer, 2001), on (Nunnally, 1978) ya da on beş katı (Gorsuch, 1983) büyüklüğünde olması gerektiğini ifade etmişlerdir. Comrey ve Lee (1992) örneklem büyüklüğünü 100 kişiyi zayıf, 200 kişiyi orta, 300 kişiyi iyi, 500 kişiyi çok iyi ve 1000 kişiyi mükemmel olacak şekilde ölçeğin uygulandığı kişi sayısına bağlı olarak ele almaktadır. Ölçek için 68 maddelik bir madde havuzu oluşturulduğundan araştırmanın örneklem büyüklüğü ölçek geliştirme çalışmalarında önerilen yeterlilik şartlarını karşılamaktadır.

İlk ölçek uygulamasından yirmi gün sonra aynı öğrenci grubundan rastgele örnekleme yöntemiyle 52 öğrenci seçilerek test-tekrar test güvenilirliği analizi yapılmıştır. Veri toplama sürecinde öğrenci kimlik bilgileri yerine okul numaraları kullanılmıştır. Bu şekilde katılımcı bilgileri gizli tutulurken tekrar ölçüm yapılması amacıyla aynı bireylere ulaşılması mümkün olmuştur. Test-tekrar test güvenilirliği analizlerinde örneklem büyüklüğünün en az 50 kişi olması önerilmektedir (Terwee vd., 2007). Bu çalışmada test-tekrar test analizi 52 öğrenci ile yapılmasından dolayı önerilen örneklem büyüklüğü şartlarını sağladığı söylenebilir.

Ölçek Geliştirme Süreci

Ölçek geliştirme sürecine ilk olarak Futschek'in (2006) algoritmik düşünme ve problem çözme süreçleri arasındaki benzerlikleri ortaya koyduğu kuramsal çerçeve temel alınarak başlanmıştır. Özellikle madde havuzu oluşturulurken modeldeki şu basamaklara uygun olacak şekilde maddeler yazılmaya çalışılmıştır:

- Karşılaşılan bir problemde eldeki verileri net bir şekilde belirleyebilme,
- Karşılaşılan probleme uygun etkili bir çözüm stratejisi bulabilme,
- Karşılaşılan bir problemdeki verileri doğru bir şekilde analiz edebilme,
- Karşılaşılan bir problemin çözümüne yönelik tüm olası yolları her yönüyle düşünebilme,
- Karar verilen çözüm stratejisine ve çözüm yoluna yönelik doğru çözümü tasarlayabilme,
- Çözüme yönelik tasarlanan algoritmanın işlevselliğini değerlendirebilmedir.

Böylece oluşturulan madde havuzu, Futschek'in modelinde yer alan süreç basamaklarını ölçülebilir ifadelerle dönüştürerek ölçeğin kuramsal bütünlüğünü ve içerik geçerliliğini sağlamaya yönelik olarak yapılandırılmıştır. Bu kuramsal çerçeve doğrultusunda araştırmacılar tarafından algoritmik düşünme süreci, problem çözme basamaklarının sistematik olarak uygulayabilme, farklı çözüm yollarını kullanma, strateji geliştirme, verileri doğru bir şekilde analiz etme, doğru karar verme ve mantık çerçevesinde çözüme ulaşma olarak ele alınarak algoritmik düşünme ve problem çözme süreçlerine ilişkin alan yazın incelenmiştir. Kuramsal çerçeveye uygun olacak şekilde 68 maddelik bir madde havuzu oluşturulmuştur. Bu maddeler öğrencilerin problemi anlama, çözüm yolu oluşturma, strateji geliştirme, hataları fark etme, çözüm planı yapma ve değerlendirme gibi bilişsel becerilerini kapsayacak şekilde yapılandırılmıştır. Ölçeğin amacına hizmet etmeyen ve ölçekten çıkarılabilecek maddeler olabileceğinden (Baykul, 2010) maddeler yazılırken ölçekte kullanılması beklenen madde sayısının yaklaşık üç katı kadar madde yazılmasına dikkat edilmiştir (Gültekin, 2017). Ölçek, beşli Likert tipi ("hiç katılmıyorum", "katılmıyorum", "kararsızım", "katılıyorum" ve "tamamen katılıyorum") derecelendirme sistemine uygun olacak şekilde oluşturulmuştur. Sosyal bilimlerde yaygın olarak kullanılan 5'li Likert tipi ölçekler hem anlamlı farklılıkları ortaya koyma hem de istatistiksel analizlere uygunluk yönünden araştırmacılara fayda sağlamaktadır (Joshi vd., 2015). Bunun yanı sıra ortaöğretim düzeyindeki öğrencilerde fazladan seçenek sayısı cevaplama yükünü arttırabileceğinden yedili sistem yerine daha kolay uygulanabilir ve daha hızlı yanıtlanabilir bir sistem tercih edilmiştir.

Madde havuzunun oluşturulmasının ardından her bir maddenin istenilen davranışı ölçüp ölçmediği, dil bilgisi yönünden anlaşılabilirliği ve hataları, bilimsel açıdan hata olup olmadığı, maddelerin uygulanacak gruba uygunluğu gibi ölçütlere göre maddeler değerlendirilmiştir. Maddeler, ölçeğin yapısına göre alanında uzman kişiler tarafından kontrol edilerek gerekli düzenlemeler yapılır (Atılğan vd., 2013). Bu kapsamda madde havuzu öğrencilerin anlama düzeyine uygun olacak şekilde bir dil uzmanı tarafından incelenmiş ve gerekli düzenlemeler yapılmıştır. Kapsam geçerliliğini sağlamak için matematik eğitimi alanında uzman dört akademisyen ve altı matematik öğretmeni olmak üzere toplam on uzmandan görüş alınmıştır. Bu süreçte uzmanlara, ölçek maddelerini değerlendirirken göz önünde bulundurmaları için ölçeğin amacını, hedeflenen sınıf düzeyini ve kuramsal çerçeveyi açıklayan yönerge sunulmuştur. Her uzmandan maddeleri Lawshe (1975) yöntemine göre "uygun", "düzeltilmeli" veya "çıkartılmalı" biçiminde değerlendirmeleri istenmiştir. Lawshe yöntemi her bir maddenin uzmanlar tarafından "madde hedeflenen yapıyor ölçüyor", "madde yapı ile ilişkili ancak gereksiz" ya da "madde hedeflenen yapıyı ölçmez" şeklinde değerlendirmesine dayanan bir kapsam geçerliliği tekniğidir. Uzmanlardan gelen dönütler doğrultusunda Lawshe (1975) yöntemi kullanılarak her maddenin CVR (Content Validity Ratio) değerleri belirlenmiştir. Bunun yanı sıra uzmanlardan dönütlerden ölçeğin kapsam geçerlilik düzeyini belirlemek için CVI (Content Validity Index) değeri hesaplanmıştır. Bu analizler sonucunda CVR değeri kabul edilebilir sınırların altında kalan 17 madde uzman görüşleri doğrultusunda ölçekten çıkarılmıştır. CVR değerine rağmen içerik açısından önemli görülen bazı maddeler ise yazım yoluyla revize edilmeye çalışılmıştır. Ölçekte kalan 51 madde yeniden düzenlenerek kapsam geçerliği güçlendirilmeye çalışılmıştır. Bu revizyon sürecinde, hedeflenen davranışı örtük biçimde ya da çok boyutlu yapıda ifade

eden maddeler yeniden yapılandırılmış, anlam belirsizliği içeren cümleler sadeleştirilmiş ve benzer içerikte olan maddeler arasında kavramsal örtüşme azaltılmıştır.

Pilot çalışma, hazırlanan madde havuzunun belirlenen hedef kitleye benzer küçük bir grup üzerinde değerlendirilmesine imkân sağlar. Hazırlanan maddelerin okunabilirliği, cevaplama süresi, katılımcıların anlamadıkları yerlerin belirlenmesi açısından pilot çalışma ölçek geliştirme için oldukça önemlidir (Crocker ve Algina, 1986). Uzman görüşleri süreçlerinden sonra kalan 51 maddenin öğrenciler tarafından anlama düzeyini, anlaşılabilirliğini, maddeleri yorumlayış biçimlerini, yanıt verme sürelerini ve maddelerin dil bilgisine uygunluğunu ortaya koyabilmek amacıyla 9. Sınıfta öğrenim gören 32 kişilik öğrenci grubuyla pilot çalışması yapılmıştır. Pilot çalışmadaki örneklem sayısı alan yazında önerilen 25 – 40 kişilik pilot örneklem aralığına uygun olduğu görülmektedir (DeVellis, 2006). Öğrenci geri bildirimleri analiz edilerek çoklu anlam içeren, kavramsal olarak zayıf kalan veya davranışsal olarak örtüşen maddeler çıkarılmıştır. Uzman görüşleri ve pilot çalışma sonuçlarının değerlendirilmesiyle 27 tanesi olumlu, 15 tanesi olumsuz cümle içerek şekilde madde sayısı 42'ye indirilmiş ve taslak ölçek hazır hâle getirilmiştir. Gelen geri bildirimlerde öğrencilerden bazı maddelerde algoritma kavramının çok karışık olarak buldukları görülmüştür. Bu doğrultuda maddelerdeki algoritma kavramı problem çözme süreçlerine uygun olacak şekilde düzenlenmiştir. Yapılan düzeltmeler doğrultusunda maddeler öğrencilerin anlama düzeyine uygun olacak şekilde dil uzmanı tarafından tekrardan incelenmiş ve dil bilgisi açısından sadeleştirmeler yapılmıştır.

Taslak ölçek maddelerinin detaylı analizi üç farklı lisede toplam 533 öğrenciden toplanan verilerin kullanılması ile gerçekleştirilmiştir. Ölçeğin madde azaltma süreci uzman görüşleri, madde-toplam korelasyonları ve faktör analizlerinden elde edilen veriler bütüncül olarak yürütülmüştür. Uygulama sonrası yapılan analizlerde, madde toplam test korelasyonu düşük olan maddeler istatistiksel olarak elenmiş ancak bu süreçte yalnızca sayısal eşiklere bağlı kalınmamıştır. Her maddenin kuramsal çerçevedeki önemi, ölçek bütünlüğü içerisindeki yeri, uzmanlar tarafından yapılan değerlendirmelerle birlikte ele alınmıştır. Bazı maddeler istatistiksel olarak orta düzeyde korelasyon göstermesine rağmen algoritmik düşünme sürecinin temel bileşenlerinden biriyle doğrudan ilişkili olmaması ve kavramsal olarak uzmanlar tarafından yetersiz görülmesi sebebiyle ölçekten çıkarılmıştır. Kuramsal, istatistiksel ve uzman temelli değerlendirmeler sonucunda 25 maddelik asıl ölçek ortaya çıkarılmıştır.

Verilerin Analizi

Araştırma süresince gerçekleştirilen tüm veri analizleri ölçek geliştirme ve istatistik alanında uzman bir akademisyenin rehberliği ile yürütülmüştür. Ölçeğin kapsam geçerliliği için her analizden sonra uzman görüşü alınarak bir sonraki sürece geçilmiştir. Taslak ölçeğin uygulanmasından elde edilen veriler analiz edilirken SPSS 27 ve AMOS 24 programları kullanılmıştır. Öğrencilerden elde edilen veriler SPSS'e aktarılmış ve programda olumlu maddeler, "hiç katılmıyorum" seçeneğinden başlanılarak 1'den 5'e doğru puanlanırken olumsuz maddeler "hiç katılmıyorum" seçeneğinden başlanılarak 5'ten 1'e doğru ters puanlanmıştır. Ölçeğin maddeleri belirlenirken her maddenin madde toplam test korelasyonu belirlenmiştir. Ölçeğin güvenilirliğinin belirlenmesi için Cronbach Alpha güvenirlik katsayısı, bileşik güvenirlik katsayısı, Sperman-Brown Prophecy güvenirlik katsayısı hesaplanmış ve test-tekrar test güvenilirliği incelenmiştir. Yapı geçerliliği için keşfedici faktör analizi (Exploratory Factor Analysis) yapılmıştır. Burada ölçeğin faktör analizine uygun olup olmadığının belirlenmesi için Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) katsayısı ve Bartlett testi anlamlılık değerine bakılmıştır. Yapı geçerliliği için AMOS programında doğrulayıcı faktör analizi (Confirmatory Factor Analysis) yapılmıştır. Doğrulayıcı faktör analizinden elde edilen veriler üzerinden ayırt edicilik geçerliği için Fornell ve Larcker kriteri üzerinden her bir faktörün AVE değeri hesaplanmıştır. Ayrıca bağımsız t testi, tek yönlü varyans analizi (ANOVA) ve çoklu regresyon analizi ile ölçeğin hipotez testleri yapılmıştır. Analizlerin sonucunda 25 maddelik matematik eğitiminde algoritmik düşünme ölçeği ortaya çıkarılmıştır.

Bulgular

Araştırmada ölçek maddelerin seçimine yönelik madde analizi için her öğrencinin 42 maddeye verdiği puanlar ile maddelerin tamamından elde edilen toplam puan arasındaki korelasyon hesaplanmıştır.

Madde analizi, ölçekteki maddelere verilen tepkileri ölçerek maddelerin ölçmek istenen özelliği ölçüp ölçmediğini ortaya koyan bir süreçtir. Bu süreçte, maddelerin beklenen başarıyı göstermemesi halinde nedenleri araştırılarak amaca uygun hale getirilmesine de madde analizi denir (DeVellis, 2006). Aşağıdaki tabloda madde toplam test korelasyonuna ait bilgiler verilmiştir.

Tablo 2

Matematik Eğitiminde Algoritmik Düşünme Ölçeğine Ait Madde Toplam Test Korelasyonları

Maddeler	Madde Toplam Korelasyonu	Maddeler	Madde Toplam Korelasyonu	Maddeler	Madde Toplam Korelasyonu
Madde 1	0.522	Madde 15	0.632	Madde 29	0.674
Madde 2	0.292	Madde 16	0.683	Madde 30	0.681
Madde 3	0.466	Madde 17	0.618	Madde 31	0.310
Madde 4	0.281	Madde 18	0.612	Madde 32	0.673
Madde 5	0.576	Madde 19	0.566	Madde 33	0.618
Madde 6	0.622	Madde 20	0.273	Madde 34	0.606
Madde 7	0.286	Madde 21	0.586	Madde 35	0.344
Madde 8	0.615	Madde 22	0.358	Madde 36	0.644
Madde 9	0.618	Madde 23	0.640	Madde 37	0.668
Madde 10	0.664	Madde 24	0.695	Madde 38	0.143
Madde 11	0.345	Madde 25	0.680	Madde 39	0.353
Madde 12	0.660	Madde 26	0.324	Madde 40	0.394
Madde 13	0.666	Madde 27	0.630	Madde 41	0.325
Madde 14	0.273	Madde 28	0.404	Madde 42	0.633

Tablo 2 incelendiğinde madde 2, 4, 7, 14, 20. 38'in madde toplam test korelasyon katsayısının 0.30'dan düşük olduğu görülmektedir. Korelasyon katsayısı için 0.30'dan düşük değerler zayıf düzeyde, 0.30 – 0.70 arasındaki değerler orta düzeye ve 0.70'den büyük değerler ise yüksek düzeyde olduğu söylenebilir (Büyüköztürk vd., 2013). Bu sebeple ölçekten madde 2, 4, 7, 14, 20 ve 38 ölçekten çıkarılmıştır.

Güvenirlilik, bir ölçme aracının aynı koşullar altında tekrarlanan uygulamalarında tutarlı ve kararlı sonuçlar vermesini ifade eden temel bir özellik olarak karşımıza çıkmaktadır. Ölçeklerin güvenirliğinin belirlenmesinde genel olarak "Cronbach Alpha güvenirlik katsayısı" kullanılmaktadır. Cronbach Alpha güvenirlik katsayısı ölçekteki her bir madde için hesaplanabildiği gibi ölçekteki maddelerin tamamına ait ortalama bir güvenirlik katsayısı da hesaplanabilir. Ölçekteki maddeler için elde edilen Cronbach Alpha güvenirlik katsayısı ölçeğin toplam güvenirliğini gösterir ve hesaplanan katsayının 0.7'ye eşit veya daha fazla olması gerekmektedir (George & Mallery, 2003). Bu sebeple ölçekteki 42 madde için Cronbach Alpha güvenirlik katsayısı hesaplandığında değerin 0.931 olduğu görülmüştür. Bunun yanı sıra madde toplam test korelasyon katsayıları 0.30'un üstünde olmasına rağmen Cronbach Alpha güvenirlik katsayısını değiştirmeyen madde 11, 22, 26, 31, 35, 39 ve 41 ölçekten çıkarılmıştır. Maddeler çıkarıldıktan sonra tekrardan Cronbach Alpha güvenirlik katsayısı 0.958 olarak belirlenmiş ve çıkarıldığında madde 28 ve 40'ın katsayısı yükselttiği görülmüştür. Bu yüzden bu iki madde de ölçekten çıkarılmıştır. Son olarak ölçeğin Cronbach Alpha güvenirlik katsayısı 0.965 olarak belirlenmiştir. Aşağıda kalan maddelerin korelasyon ve Cronbach Alpha değerleri verilmiştir.

Tablo 3*Maddeler için Korelasyon ve Cronbach Alpha Değerleri*

Maddeler	Madde Toplam Korelasyonu	Cronbach Alpha
Madde 1	0.644	0.964
Madde 3	0.540	0.964
Madde 5	0.662	0.963
Madde 6	0.719	0.963
Madde 8	0.681	0.963
Madde 9	0.703	0.963
Madde 10	0.711	0.963
Madde 12	0.746	0.963
Madde 13	0.756	0.963
Madde 15	0.718	0.963
Madde 16	0.742	0.963
Madde 17	0.666	0.963
Madde 18	0.670	0.963
Madde 19	0.630	0.964
Madde 21	0.667	0.963
Madde 23	0.695	0.963
Madde 24	0.744	0.963
Madde 25	0.732	0.963
Madde 27	0.687	0.963
Madde 29	0.728	0.963
Madde 30	0.727	0.963
Madde 32	0.737	0.963
Madde 33	0.695	0.963
Madde 34	0.664	0.963
Madde 36	0.708	0.963
Madde 37	0.733	0.963
Madde 42	0.701	0.963

Ölçeğin kalan 27 maddesi ile ölçeğin yapı geçerliliği için faktör analizi yapılmıştır. Kalan maddelerin keşfedici faktör analizine uygun olup olmadığının tespiti için öncelikle ölçekteki örneklem büyüklüğünün yeterli olup olmadığı incelenmelidir. Örneklem büyüklüğünün yeterli olup olmadığını test etmek için Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) katsayısı hesaplanmalıdır. Bu katsayı, değişkenler arasındaki ortak varyans oranını belirlemek için kullanılmaktadır. Yüksek bir KMO katsayısı ortaya çıktığında faktör analizinin yapılması için uygun bir veri setine sahip olduğu söylenebilir. Ölçeğin maddeleri ile KMO testi yapıldığında KMO katsayısı 0.970 olarak belirlenmiştir. Field (2000), KMO testi için 0.50 değerinin alt sınır olması gerektiğini ve bu sınırın altındaki verilerin faktörlenemeyeceğini ifade etmiştir. KMO katsayısının değerinin 1'e yaklaştıkça mükemmel, 0.50'nin altında indikçe korelasyon dağılımında dağınıklık olacağı için faktör analizine uygun olmadığı (0.90'larda mükemmel, 0.80'lerde çok iyi, 0.70'lerde ve 0.60'larda vasat, 0.50'lerde kötü) ifade edilebilir (Tavşancıl, 2005). Bunun yanı sıra araştırmada Bartlett testi anlamlılık değeri ($p < .001$) olarak belirlenmiştir. Böylelikle örneklem büyüklüğünün anlamlı ve ölçek maddelerinin faktör analizine uygun olduğu söylenebilir.

Ölçeğin faktör yapısını tespit etmek için döndürülmemiş ve asal eksenlere göre döndürülmüş (varimax) temel bileşenler analizi yapılmıştır. Yapılan analizler sonucunda ölçekteki bir maddenin faktördeki yükü 0.45'in üstünde ve bu maddenin diğer faktörlerin yükünden 0.10 veya daha fazla olması o maddeyi faktörde dâhil edebilir (Tavşancıl, 2005). Bu sebeple ölçekteki bir maddenin bir faktördeki yükü 0.45'in üstünde ve bu maddenin yükü ile diğer faktörlerin yükü arasındaki fark 0.10 veya daha fazla ise madde o faktöre dâhil edilmiştir.

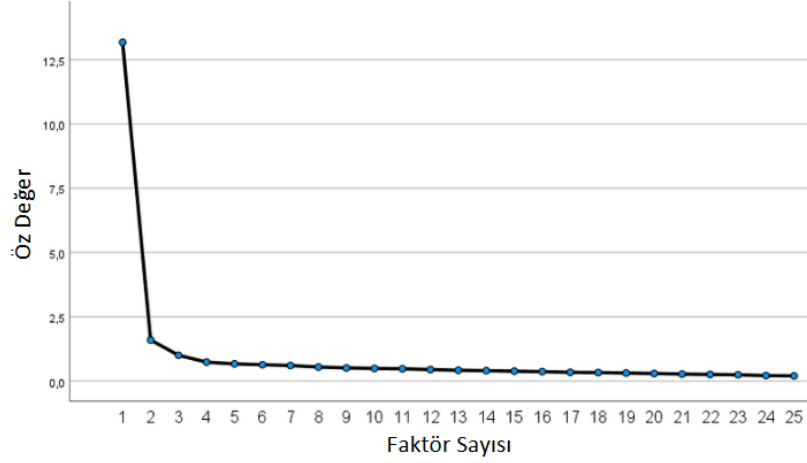
Tablo 4

Ölçek Maddelerinin Döndürülmüş Temel Bileşenler Analizi Sonucundaki Faktör Yük Değerleri

Maddeler	Döndürülmüş Faktör Yük Değeri		
	Faktör 1	Faktör 2	Faktör 3
Madde 1			0.656
Madde 3			0.689
Madde 5		0.474	0.591
Madde 6		0.479	0.607
Madde 8		0.667	
Madde 9		0.745	
Madde 10		0.668	
Madde 12		0.611	
Madde 13		0.584	
Madde 15		0.629	
Madde 16		0.661	
Madde 17		0.636	
Madde 18		0.744	
Madde 19		0.611	
Madde 21		0.482	
Madde 23	0.642		0.450
Madde 24	0.699		
Madde 25	0.665		
Madde 27	0.698		
Madde 29	0.714		
Madde 30	0.698		
Madde 32	0.677		
Madde 33	0.618		0.529
Madde 34	0.719		
Madde 36	0.671		
Madde 37	0.721	0.456	
Madde 42	0.648		

Likert tipi ölçeklerde en önemli özelliği tek boyutluluk olduğundan maddelerin tamamının aynı özellikleri yansıtması gerekir. Bu sebeple tek boyutun açıkladığı varyansın artması için yük değerleri 0.45'in üstünde olmasına rağmen faktör yükünün diğer faktördeki yükler arasındaki farkı 0.10'dan düşük olan madde 33 ($0.618 - 0.529 = 0.089$) ve KMO katsayısını düşürmesinden dolayı madde 21 ölçekten çıkarılmıştır. Kalan 25 maddeye tekrardan faktör analizi uygulanmış olup KMO katsayısı 0.970 ve Bartlett testi anlamlılık değeri 0.00 olarak belirlenmiştir. Bu 25 maddeden elde edilen Scree plot (Öz değer – Faktör Grafiği) aşağıda verilmiştir.

Şekil 1
Öz Değer – Faktör Grafiği



Şekil 1 incelendiğinde dikey eksende öz değerlerin yatay eksende faktör sayısının verildiği grafikte hızlı inişin dördüncü faktörden sonra azaldığı görülmektedir. Dördüncü noktadan itibaren faktörlerin varyansa yaptıkları katkıların azaldığı ve geri kalan varyansların birbirine yakın oldukları görülmektedir. Birinci noktadan sonra görülen iniş eğilimi varyansa yapılan katkı derecesinde noktalarla gösterilirken iki nokta arasında yer alan her aralık bir faktör olarak ele alınmaktadır (Çokluk vd., 2012). Ölçekten madde 21 ve 33 çıkarıldıktan sonraki döndürülmemiş ve asal eksenlere göre döndürülmüş (varimax) temel bileşenler analizi sonuçları aşağıda verilmiştir.

Tablo 5
Ölçek Maddelerinin Döndürülmemiş Temel Bileşenler Analizi Sonucundaki Faktör Yük Değerleri

Maddeler	Döndürülmemiş Faktör Yük Değeri		
	Faktör 1	Faktör 2	Faktör 3
Madde 13	0.778		
Madde 12	0.773		
Madde 24	0.772		
Madde 16	0.768		
Madde 37	0.765		
Madde 25	0.761		
Madde 32	0.759		
Madde 29	0.754		
Madde 30	0.753		
Madde 10	0.746		
Madde 15	0.740		
Madde 6	0.739		
Madde 9	0.738		
Madde 36	0.734		
Madde 42	0.724		
Madde 23	0.720		
Madde 8	0.713		
Madde 27	0.712		
Madde 18	0.701		
Madde 17	0.695		
Madde 34	0.694		

Madde 5	0.689		
Madde 1	0.665		
Madde 19	0.657		
Madde 3	0.562		0.451

Tablo 6

Ölçek Maddelerinin Asal Eksenlere Göre Döndürülmüş Temel Bileşenler Analizi Sonucundaki Faktör Yük Değerleri

Maddeler	Döndürülmemiş Faktör Yük Değeri		
	Faktör 1	Faktör 2	Faktör 3
Madde 37	0.728		
Madde 29	0.726		
Madde 34	0.718		
Madde 24	0.705		
Madde 27	0.703		
Madde 30	0.703		
Madde 25	0.676		
Madde 32	0.675		
Madde 36	0.668		
Madde 42	0.663		
Madde 23	0.656		0.464
Madde 18		0.754	
Madde 9		0.718	
Madde 16		0.661	
Madde 17		0.658	
Madde 8		0.645	
Madde 19		0.640	
Madde 15		0.622	
Madde10		0.613	
Madde 12		0.583	
Madde 13		0.562	
Madde 3			0.695
Madde 1			0.667
Madde 5			0.638
Madde 6			0.628

Tablo 5 incelendiğinde döndürülmemiş temel bileşenler analizi sonucunda ölçek maddelerinin faktör yük değerlerinin 0.562 ile 0.778 arasında değerler aldığı ve faktör 1’de anlamlı bir şekilde toplandığı görülmektedir. Bunun yanı sıra faktör 1’in açıkladığı toplam varyans %52.714 olarak belirlenmiştir. Tek faktörü içeren ölçeklerde açıklanan varyansın %30 ve daha fazla olması yeterli olarak kabul edilebilir (Büyüköztürk, 2003). Bir ölçekteki her bir alt faktörün ölçeğin toplam varyansının en az %5’ini açıklaması beklenir. Bu durum bir ölçekteki faktör sayısını belirlerken hem öz değeri 1’in üzerinde olan hem de açıkladığı toplam varyans değeri %5’in üzerinde olan boyutları alt boyut olarak belirlemektedir (Seçer, 2015).

Tablo 6 incelendiğinde asal eksenlere göre döndürülmüş temel bileşenler analizi sonucunda ölçeğin üç alt boyuttan oluştuğu görülmektedir. Döndürüldükten sonra bu üç boyuta ait toplam varyansa yaptıkları katkı aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 7
Döndürülmüş Varyans Değerleri

Faktör	Öz Değer	Varyans Yüzdesi	Toplam Varyans Yüzdesi
Faktör 1	6.591	26.363	26.363
Faktör 2	5.808	23.231	49.594
Faktör 3	3.383	13.533	63.127

Tablo 7 incelendiğinde faktörlerin toplam varyansa yaptıkları katkı faktör 1 için %26.363, faktör 2 için %23.231 ve faktör 3 için %13.533 olarak belirlenmiştir. Çok faktör içeren ölçeklerde açıklanan varyansın %40 ile %60 arasında olması yeterli olarak görülebilir (Çokluk vd., 2012). Tabloya göre bu üç faktörün varyansa yaptıkları toplam katkının %63.127 olduğu belirlenmiştir. Bu sonuçlara göre Tablo 8’de matematik eğitiminde algoritmik düşünme ölçeğindeki 25 maddenin faktörlere göre dağılımı verilmiştir.

Tablo 8
Matematik Eğitiminde Algoritmik Düşünme Ölçeğine İlişkin Maddelerin Faktörlere Göre Dağılımı

Matematik Eğitiminde Algoritmik Düşünme Ölçeği		Hiç Katılmıyorum	Katılmıyorum	Kararsızım	Katılıyorum	Tamamen Katılıyorum
Faktör 1 Planlama ve Strateji Geliştirme	Problem çözme sürecinde algoritmaları etkili bir şekilde kullanabilirim.					
	Problem çözerken yeni çözüm yolları geliştirerek çözüme başarılı bir şekilde ulaşabilirim.					
	Bir problemi çözerken doğru kararları vermek için gerekli adımları belirleyebilirim.					
	Bir problemi çözmek için alternatif stratejiler geliştirip etkili bir şekilde uygulayabilirim.					
	Problem çözme sürecinde çözüm adımlarını belirlemekte iyiyimdir.					
	Bir problemin çözüm yolu için bir çözüm algoritması oluşturmak benim için basittir.					
	Problemleri çözerken adımları görselleştirerek çözüm sürecini başarılı bir şekilde yönetebilirim.					
	Problemi çözme sürecinde çözüm adımlarını net bir şekilde takip edebilirim.					
	Bir problemi çözerken bir algoritmayı uygulayarak çözüme ulaşabilirim.					
	Problem çözerken her adımı sistematik ve sıralı bir şekilde uygulayabilirim.					
Faktör 2 Sistematik Problem	Problem çözme sürecinde kullandığım stratejinin işe yaramadığını fark ettiğimde farklı bir strateji geliştiririm.					
	Problemleri küçük parçalara ayırarak çözebilirim.					
	Bir problemi çözmeden önce olası tüm adımları değerlendirerek en etkili çözüm yöntemini belirleyebilirim.					

Çözme	Problemi çözmeye başlamadan önce çözüm algoritmasının her adımını kafamda tasarlarım.					
	Bir problemi çözerken bir plan doğrultusunda hareket ederim.					
	Herhangi bir problemle karşılaştığımda çözüme ulaşmak için önce ne yapacağımı bilirim.					
	Problemleri çözerken algoritmaların her adımını etkin bir şekilde uygulayabilirim.					
	Problemleri çözerken her bir adımı dikkatlice planlayarak sistematik bir yaklaşım izleyebilirim.					
	Problemlerin çözüm yollarını analiz ederek stratejiler geliştirebilirim.					
	Bir problemin çözüm yolunu bulana kadar sistematik olarak ilerlerim.					
	Sistematik bir yaklaşım benimseyerek bir problemi çözebilirim.					
Faktör 3 Mantıksal Düşünme	Problem çözerken hangi adımın neden yapıldığını anlamak problemi çözmemde yardımcı olur.					
	Bir probleme bir çözüm yolu oluştururken her adımın neden önemli olduğunu bilirim.					
	Bir problemde çözüm algoritmasını uygularken herhangi bir adımda hata yaptığımda başa dönmem gerektiğini bilirim.					
	Problemi çözme sürecinde planlar yaparak daha etkili sonuçlar elde edebilirim.					

Ölçekten elde edilen keşfedici faktör analizinin sonuçları doğrulayıcı faktör analiziyle test edilmiştir. Doğrulayıcı faktör analizi (DFA) AMOS 24 programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Tahmin yöntemi olarak programın varsayılan algoritması olan Maximum Likelihood (ML) yöntemi tercih edilmiştir. ML yöntemi, büyük örneklemelerin kullanıldığı çalışmalarda istatistik açısından doğru sonuçlar ortaya koyması sebebiyle sosyal bilimlerde yapı geçerliğinin test edilmesi amacıyla yaygın olarak kullanılmaktadır (Kline, 2015). Ayrıca doğrulayıcı faktör analizinde korelasyon matrisi olarak AMOS programı tarafından varsayılan biçimde oluşturulan Pearson korelasyon matrisi kullanılmıştır. Araştırmada kullanılan örneklem büyüklüğünün yeterli düzeyde olması ($n= 502$) ve verilerin normal dağılıma yakın olması sebebiyle Pearson korelasyon matrisi kullanılmıştır (Fabrigar vd., 1999). Analiz sonucunda CMIN/DF (Chi-Square/DF), RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation), GFI (Goodness of Fit Index), AGFI (Adjusted Goodness of Fit Index), RMR (Root Mean Square Residual), CFI (Comparative Fit Index) ve NFI (Normed Fit Index) uyum ölçütleri bulunmuştur.

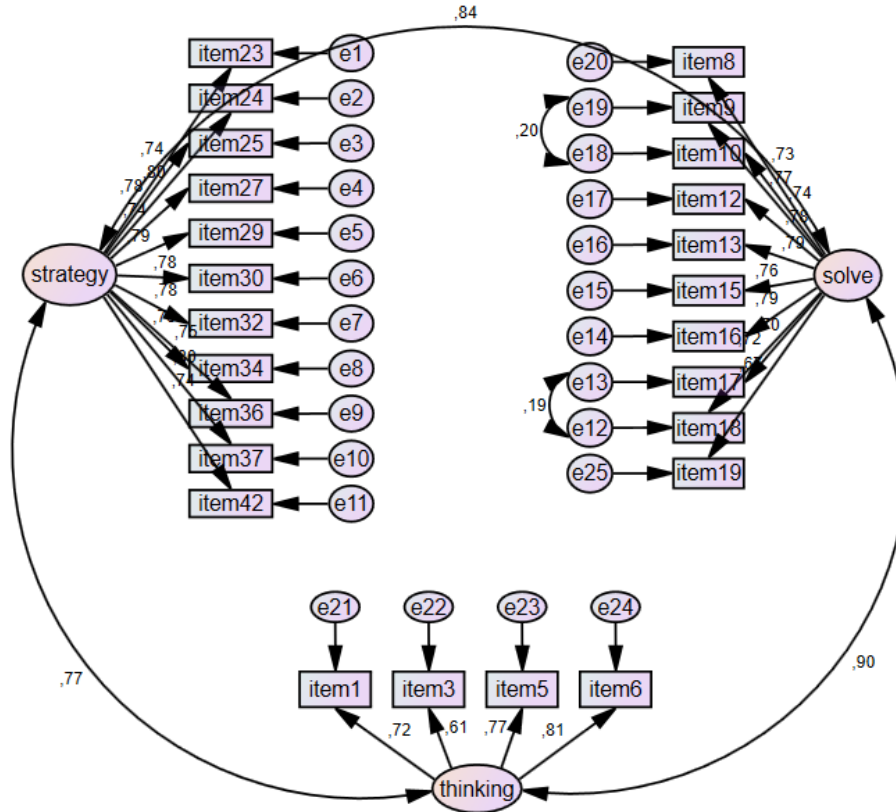
CMIN/DF değeri model ile gözlenen değişkenlerden gelen veriler arasındaki uyumunu değerlendirmek için kullanılır. Ölçeğin CMIN/DF değerinin 2.795 olduğu görülmüştür. Bulunan CMIN/DF değeri 2 ile 5 arasında bir değer alırsa kabul edilebilir düzeyde olduğunu söylenebilir (Kwon & Marzec, 2016). RMSEA değeri modelin karmaşıklığını ve örneklem büyüklüğünü ayarlamak için kullanılır (Davicik, 2014). Ölçeğin RMSEA değerinin 0.060 olduğu görülmüştür. RMSEA, 0.05 değerine eşit veya daha az ise çok iyi, 0.05 ile 0.08 arasındaki değerlerde iyi, 0.08 ile 0.1 arasındaki değerlerde vasat ve 0.10 değerinden fazla ise kabul edilemez olarak değerlendirilir (Sarmiento & Costa, 2019). GFI değeri gözlemlenen değişken ile istatistiksel bir model altında beklenen değerler arasındaki tutarsızlığı ortaya koymak için kullanılır. Ölçeğin GFI değerinin 0.893 olduğu görülmüştür. GFI değeri için 0.85 ve üzerindeki değerlerin kabul edilebilir düzeyde olduğu söylenebilir (Sürücü vd., 2021). AGFI değeri gözlenen değişken sayısına

göre modelin serbestlik düzeyi için GFI değerini düzenlemek için kullanılır. Ölçeğin AGFI değerinin 0.871 olduğu görülmüştür. AGFI değeri için 0.85 ve üzerindeki değerlerin kabul edilebilir düzeyde olduğu söylenebilir (Vieira, 2011). RMR değeri ortalama hataların karekökü olarak karşımıza hesaplanmaktadır. Ölçeğin RMR değerinin 0.045 olduğu görülmüştür. RMR değeri 0 ile 1 arasında değerler alırken bu değerin 0'a yaklaşması iyi bir uyumun olduğunu gösterir (Kline, 2011). CFI değeri artırımlı bir uyum indeksi olup modelin veriye ne kadar uyum sağladığını belirlemek amacıyla kullanılır (Cangur & Ercan, 2015). Ölçeğin CFI değerinin 0.943 olduğu görülmüştür. CFI değeri 0 ile 1 arasında değerler alırken bu değer ne kadar yüksek olursa daha iyi bir model uyumunun olduğu söylenebilir (Batı vd., 2010). NFI değeri modelde ki-kare değeri ile bağımsız modelin ki-kare değerine bölünmesiyle belirlenen bir değerdir. Ölçeğin NFI değerinin 0.914 olduğu görülmüştür. NFI değeri 0 ile 1 arasında değerler alırken bu değer ne kadar yüksek olursa daha iyi bir model uyumunun olduğu söylenebilir (Byrne, 2016).

Doğrulamalı faktör analizi sonucunda elde edilen verilerden üç faktörden oluşan matematik eğitiminde algoritmik düşünme ölçeğinin bir model olarak doğrulandığı görülmektedir. Aşağıda modele ait path diyagramı verilmiştir.

Şekil 2

Matematik Eğitiminde Algoritmik Düşünme Ölçeğine İlişkin Path Diyagramı



Doğrulamalı faktör analizinden sonra her faktör için bileşik güvenirlik (CR-Composite Reliability) katsayıları hesaplanmıştır. Bu katsayı Faktör 1 için 0.910, faktör 2 için 0.877 ve faktör 3 için 0.752 olduğu görülmüştür. Bulunan CR değerleri 0.70 veya daha fazla olduğunda iyi bir güvenirliği gösterdiği ifade edilebilir (Hair vd., 2009).

Doğrulamalı faktör analizinde kurulan faktörler arası ayırt edicilik geçerliği Fornell ve Larcker (1981) tarafından önerilen ölçütler doğrultusunda test edilmiştir. Bu ölçüt her yapının ortalama varyans açıklaması (AVE) değerinin diğer faktörlerle olan korelasyonlarının karesinden büyük olması gerektiğini ifade eder. Ayrıca AVE değeri, bir faktörün varyansının o faktördeki maddeler tarafından ne kadar açıklandığını gösterir. Bu bağlamda, her bir faktörün AVE değeri hesaplanmış ve karşılaştırmaları

yapılmıştır. Değerler incelendiğinde planlama ve strateji geliştirme faktörü için AVE= 0.75, sistematik problem çözme faktörü için AVE= 0.72 ve mantıksal düşünme faktörü için AVE= 0.62 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerin tamamı 0.50'nin üzerinde olduğu için (Fornell & Larcker, 1981), faktörlerin kendilerine ait değişkenleri açıklamada daha başarılı oldukları görülmektedir. Ayırt edici geçerlik açısından Fornell ve Larcker kriteri esas alındığında, her bir gizil değişkenin AVE değerinin karekökünün, bu değişkenin diğer gizil değişkenlerle olan korelasyon katsayılarından büyük olması gerekmektedir. Yapılan analiz sonucunda, bazı faktörler (örneğin, mantıksal düşünme ve sistematik problem çözme: 0.90) arasında yüksek korelasyon değerleri görülmüştür. Bu durum klasik şartlar çerçevesinde ayırt edici geçerlik yönünden sınırlı olarak değerlendirilebilse de planlama ve strateji geliştirme, stratejik problem çözme ve mantıksal düşünme algoritmik düşünme sürecinin alt bileşenleri arasında olmasından dolayı hem uzman görüşü hem de araştırmacının kuramsal çerçevesi bu faktörlerin birbirinden ayrılan ancak ilişkili yapılar olduğunu öngörmektedir. Bu faktörler arasındaki yüksek korelasyonlar kuramsal olarak birbirini besleyen süreçleri yansıtmakta olup ölçeğin iç tutarlılığı açısından anlamlı kabul edilmiştir.

Araştırmada ölçeğin özelliklerini daha derinlemesine analiz edebilmek amacıyla bağımsız t-testi, tek yönlü varyans analizi (ANOVA) ve çoklu regresyon analizlerine yer verilmiştir. Bu analizlerin yapılırken bilinen gruplara göre geçerlik (known-group validity) kapsamında değerlendirilmeye çalışılmıştır. Bilinen gruplara göre geçerlik yapı geçerliliğine katkıda bulunan bir geçerlik türü olup ölçülmek istenen özellik açısından birbirine benzemeyen iki farklı gruba uygulanarak sonuçların karşılaştırılmasını içerir (Bolarinwa, 2015). Cinsiyet ve okul türü gibi değişkenlere göre yapılan t-testi, ANOVA ve çoklu regresyon analizleri ölçeğin farklı gruplar arasında anlamlı farklar ortaya koyup koymadığını test etmek amacıyla yapılmıştır. Bu analizler sonucunda ölçeğin yalnızca içsel tutarlılığı değil aynı zamanda dışsal duyarlılığı ve ayırt edici gücü de değerlendirilmeye çalışılmıştır. Sonuç olarak yapılan hipotez testleri ölçeğin yapı geçerliliğini yalnızca faktör düzeyinde değil aynı zamanda dış değişkenlere olan tepkisini değerlendirmeye yönelik planlanmıştır. Ölçeğin hipotez testleri için cinsiyetler arasındaki algoritmik düşünme yeterliliği farkını incelemek için bağımsız t-testi uygulanmıştır. Analiz sonucunda F değeri 2.449 ve p değeri 0.118 olarak bulunmuş olup $p > 0.05$ olduğundan varyansların eşit olduğunu görülmektedir. Bağımsız t-testi sonuçlarına göre, cinsiyetler arasında algoritmik düşünme yeterliliği açısından istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmamıştır ($t(500) = -0.440$, $p = 0.660$, Mean Difference = -0.835). Okullar arasındaki algoritmik düşünme yeterliliği farkını incelemek için üç farklı okul arasında tek yönlü varyans analizi (ANOVA) yapılmıştır. ANOVA sonuçlarına göre okullar arasında algoritmik düşünme yeterliliği açısından istatistiksel olarak anlamlı farklar bulunmuştur ($F = 14.450$, $p < .001$). Cinsiyet ve okul türünün algoritmik düşünme yeterliliği üzerindeki etkileri için çoklu regresyon analizi yapılmıştır. Bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki toplam etkisini açıklayan R Square değerinin 0.005 olduğunu ve Adjusted R Square değerinin 0.001 olduğunu görülmüştür. Bu durum cinsiyet ve okul türü değişkenlerinin algoritmik düşünme yeterliliğinin varyansının sadece %0.5'ini açıkladığını göstermektedir. ANOVA sonuçlarına göre incelendiğinde modelin genel olarak anlamlı olmadığını söyleyebilir ($F = 1.259$ ve $p = 0.285$). Katsayı tablosuna göre cinsiyet ve okul değişkenlerinin algoritmik düşünme yeterliliği üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etki göstermediği ($p > 0.05$) anlaşılmaktadır.

İlk ölçek uygulamasından yirmi gün sonra 502 öğrenci arasından rastgele örnekleme ile 52 kişi seçilerek test-tekrar test güvenirlik analizi için yeniden ölçek uygulaması yapılmıştır. Test-tekrar test güvenirlik analizi araştırmacıların aynı ölçeği kullanarak aynı grup üzerinde farklı zamanlarda gerçekleştirdiği ölçümlerin analizinden oluşur (Segura-Orti & Martinez-Olmos, 2011). İki farklı veri grubunun zamana bağlı değişimini görebilmek için madde puanları arasındaki ilişkinin incelenebilmesi için Pearson momentler çarpımı korelasyon katsayısına bakılmıştır. Yapılan analizler sonucunda test-tekrar test güvenirlik katsayısı 0.826 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca ikinci ölçek uygulamasındaki Cronbach Alpha güvenirlik katsayısını hesaplanmıştır. Yapılan analiz sonucunda Cronbach Alpha güvenirlik katsayısı 0.966 bulunmuştur.

Ölçekteki madde sayısının 42'den 25'e düşürülmesi sebebiyle ölçeğin güvenirlik katsayısının nasıl değişeceğinin tahmin edilebilmesi için Sperman-Brown Prophecy katsayısı hesaplanmıştır. Yapılan analiz sonucunda Sperman-Brown Prophecy katsayısı 0.938 olarak bulunmuştur. Eğer Spearman-Brown Prophecy katsayısı 0.70'den büyük ise ölçeklerde güvenirliğin yüksek olduğu söyleyebilir (Seçer, 2015).

Tartışma ve Sonuç

Araştırmada matematik eğitiminde algoritmik düşünme süreçlerini belirlemek amacıyla bir ölçme aracı geliştirilmiştir. Bu kapsamda, hazırlanan 42 maddelik taslak ölçek 533 öğrenciye uygulanmış ve yapılan analizler sonucunda 25 maddelik asıl ölçek oluşturulmuştur.

Ölçekte yer alan 25 maddeye uygulanan faktör analizi sonucunda ölçeğin üç faktör altında toplandığı belirlenmiştir. Faktörler algoritmik düşünme süreçlerine uygun olacak şekilde faktör 1 “planlama ve strateji geliştirme”, faktör 2 “sistematiik problem çözme” ve faktör 3 “mantıksal düşünme” olarak isimlendirilmiştir. Ölçekteki maddelerin tamamının tek boyutta toplandığı belirlenirken faktör 1’in açıkladığı toplam varyans %52.714 olduğu görülmüştür. Ayrıca faktör yük değerlerinin 0.562 ile 0.778 arasında değerler aldığı belirlenmiştir. Bunun yanı sıra 25 madde için KMO katsayısı 0.970 ve Bartlett testi anlamlılık değeri 0.00 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler sonucunda ölçeğin faktör analizine uygun olduğu söylenebilir. Doğrulayıcı faktör analizinden elde edilen uyum değerlerine bakıldığında ortaya çıkan üç boyutlu ölçeğin kuramsal çerçeveye uygun kabul edilebilir bir model olduğu görülmektedir. Hem keşfedici faktör analizinin hem de doğrulayıcı faktör analizinin bulguları incelendiğinde ölçeğin yapı geçerliliğinin yüksek olduğu söylenebilir.

Ölçek geliştirme sürecinde ortaya çıkan bu üç faktör yalnızca istatistiksel olarak anlamlı olmayıp aynı zamanda alanyazında algoritmik düşünme ve problem çözme süreçlerine ilişkin yapılan kuramsal tanımlamalarla da büyük ölçüde örtüşmektedir. Bu çerçevede, algoritmik düşünmenin kuramsal altyapısında önemli bir yeri olan “planlama ve strateji geliştirme” süreci, bireyin problem çözümüne yönelik bilişsel sürecin ve çözüm yollarını oluşturulmasına temel süreçlerden birisi olarak karşımıza çıkmaktadır. Algoritmik düşünme süreçlerinin geliştirilmesinde bireylerin problemleri planlayabilmesi, çözüm yolları üretebilmesi, kendi çözüm stratejilerini geliştirebilmesi, problem çözme ve akıl yürütme gibi bilişsel süreçleri kullanabilmesi karmaşık problem durumlarında etkili çözüm üretimini mümkün kılar (ISTE, 2015). Öğrencilerin karşılaştıkları problemleri çözebilmek amacıyla uygun stratejiler geliştirmeye odaklanması ve planlamalar yapması, işlem adımlarını sistematiik olarak değerlendirmeye ve gerekiyorsa yeni düzenlemeler yapmaya yönlendirdiği için algoritmik düşünme süreçleri üzerine üstbilişsel farkındalığı da destekler (Yadav vd., 2022). Brown’a (2015) göre algoritmik düşünme süreçlerinin geliştirilmesinde, öğrencilerin sorunlara sistematiik ve planlı bir şekilde yaklaşabilmesi, çözüm yollarını belirleyebilmesi ve uygun stratejileri uygulayabilmesine yönelik bilişsel beceriler ön plana çıkmaktadır. Bu bağlamda, algoritmik düşünme süreçlerinin etkin bir şekilde gelişebilmesi için planlama ve strateji geliştirme becerilerinin sistematiik biçimde desteklenmesi, bireylerin problemleri çözmede daha etkili yaklaşımlar geliştirmelerine olanak sağladığı söylenebilir.

Algoritmik düşünme sürecinin temel yapılarından biri olan “sistematiik problem çözme” yaklaşımı, bireyin problemleri sistematiik bir sırayla ele almasını ve çözüm sürecini mantıksal bir düzende yürütmesini sağlayan önemli bir bileşendir. National Council of Teachers of Mathematics (2000) sistematiik problem çözme, bireylerin matematiksel kavramları formüle etmesine, bu kavramlar arasında bağlantılar kurmasına, çözüme yönelik mantıksal bir sıra takip etmesine ve işlemleri belirli bir sistematiik çerçeve içerisinde sonuca ulaştırmasına yardımcı olan bir süreç olarak ele almıştır. Problem çözme sürecinde çözüm adımlarına açık ve sistematiik biçimde yaklaşılması, bireylerin çözüm sürecinin yapılandırılmış bir çerçevede izlenmesini sağlarken çözüm sırasında karşılaşılabacakları belirsizlikleri ortadan kaldırmalarını ve adımların doğru bir şekilde uygulamalarını kolaylaştırmaktadır (Bethune & Wood, 2013; Flores & Ganz, 2007; Hicks vd., 2011; Israel vd., 2015; Knight vd., 2012). Bunun yanı sıra Clark (2016), algoritmik düşünmenin yalnızca öğrenilmesi gereken bilişsel bir beceri olmadığını aynı zamanda sistematiik problem çözmeye yönelik pedagojik bir yaklaşım olarak ele alınması gerektiğini vurgulamıştır. Bu bağlamda, sistematiik problem çözme yaklaşımı, algoritmik düşünme süreçlerinin yapılandırılmasında ve geliştirilmesinde bilişsel bir süreç olarak karşımıza çıkmaktadır. Böylece algoritmik düşünme sürecinin, rastlantısal deneme-yanılma yöntemi yerine, sistemli ve planlı bir problem çözme süreci ile şekillendiği söylenebilir.

Algoritmik düşünme sürecinin bir diğer temel bileşeni ise bireyin akıl yürütme süreçlerini yapılandıran ve problem çözmeye yönelik tutarlı çıkarımlar yapmasını sağlayan mantıksal düşünmedir.

Futschek ve Moschitz'e (2011) göre algoritmik düşünme süreçleri temelinde soyutlama, mantıksal düşünme ve yaratıcı problem çözme becerilerinin birlikte kullanıldığı çok yönlü bilişsel bir süreçtir. Bu süreçte bireyler gerçekleştirecekleri adımları mantıksal düşünme yolu ile belirli bir sıraya koymaktadır (Ross, 1998). Böylelikle mantıksal düşünmenin algoritmik düşünme süreçlerinde işlem adımlarının sistematik olarak ilerlemesine yardımcı olan temel bir beceri olduğu söylenebilir. Böylece algoritmik düşünme süreci, bireylerin herhangi bir problemle karşılaştıklarında mantıksal ve yaratıcı düşünme becerilerini kullanarak sistematik çözüm adımlarını tanımlama yetkinliği olarak ele alınabilir (Ziatdinov & Musa, 2013). Bu bağlamda, mantıksal düşünme becerisi, algoritmik düşünme sürecinin temel bileşenlerinden birisi olarak bireyin çözüm sürecini sistematik biçimde planlamasına, adımları mantık çerçevesinde sıralamasına ve problem çözmeye yönelik çıkarımlarda tutarlılığı sağlamasına olanak sağlar.

Ölçeğin güvenilirlik yönünden incelemesi yapıldığından kalan 25 maddenin Cronbach Alpha güvenilirlik katsayısı 0.962 olarak hesaplanmıştır. Bileşik güvenilirlik katsayıları incelendiğinde üç faktör içinde istenilen aralıklarda olduğu görülmüştür. Ölçeğin test tekrar test analizi sonuçları incelendiğinde iki ölçek arasındaki korelasyonun 0.826 olduğu ve test tekrar test uygulamasından elde edilen verilerle Cronbach Alpha güvenilirlik katsayısının 0.966 olduğu belirlenmiştir. Hem korelasyonun hem de Cronbach Alpha güvenilirlik katsayısının yüksek çıkması öğrencilerin ölçeğe verdikleri yanıtların zamana göre değişmediğini göstermektedir. Ölçeğin maddelerindeki azalmanın güvenilirlik katsayısına yönelik yapacağı değişiklikleri görebilmek için Sperman-Brown Prophecy katsayısı hesaplanmış ve katsayı 0.938 olarak bulunmuştur. Bütün sonuçlar incelendiğinde ölçeğin güvenilirliğinin yüksek olduğunu söylenebilir.

Geliştirilen ölçek 9. Sınıf öğrencilerinin matematiksel problemleri çözerken öğrencilerin planlama, strateji geliştirme, sistematik problem çözme ve mantıksal düşünme gibi algoritmik düşünme süreçlerini anlamaya yönelik çalışmalarda kullanılabilir. Ayrıca öğrencilerin süreç içerisinde problemi anlama, çözüm yolu oluşturma, strateji geliştirme, hataları fark etme, çözüm planı yapma ve değerlendirme gibi bilişsel becerilerini ortaya koymayı amaçlayan kapsamlı ve işlevsel bir ölçek aracı olarak sunulmaktadır. Ölçeğin algoritmik düşünme süreçlerini destekleyen eğitim yaklaşımlarının geliştirilmesinde ve bu süreçlerin derinlemesine incelenmesinde katkılar sağlayacağı düşünülmektedir.

Öneriler

Araştırmanın amacı ve bulguları üzerinden çıkarılan sonuçlara göre ileride yapılabilecek olan çalışmalara yönelik aşağıdaki öneriler sıralanmıştır.

1. Geliştirilen algoritmik düşünme ölçeği farklı yaş ve sınıf düzeylerine uyarlanabilir.
2. Geliştirilen algoritmik düşünme ölçeği farklı kültürel bağlamlarda ele alınarak geçerlik ve güvenilirlik analizi yapılabilir.
3. Geliştirilen algoritmik düşünme ölçeğinden elde edilecek sonuçlarla öğrencilerin problem çözme üzerine akademik başarıları ve tutumlarını ölçebilecek yeni bir ölçek tasarlanabilir.

Bu araştırmalar, geliştirilen ölçeğin farklı bağlamlarda geçerliliğini ve güvenilirliğini test ederek ölçeğin genellenebilirliğini artıracaktır. İlk öneride ölçeğin farklı sınıf ve yaş gruplarında nasıl bir performans göstereceğini inceleyerek eğitim programlarına yaşa ve sınıf düzeyine uygun yenilikler sunabileceği düşünülmektedir. İkinci öneride ölçek üzerinden farklı kültürel yapıların algoritmik düşünme süreçlerine olan etkisini inceleyerek ölçeğin kültürel bağlamlara nasıl uyarlanabileceğini ortaya koyacağı düşünülmektedir. Üçüncü öneride ise ölçekten elde edilecek verilerle öğrencilerin problem çözme becerilerini, akademik başarılarını ve tutumlarını değerlendirebilecek yeni bir ölçek tasarımının yapılabileceği ve bu ölçeğin farklı konular üzerinde kullanım alanı bulabileceği düşünülmektedir. Bu araştırmalar, algoritmik düşünme süreçlerinin daha geniş bir perspektifte anlaşılmasına ve eğitim politikalarının bu doğrultuda şekillendirilmesine katkı sunacaktır.

Yazar Katkı Oranı

Yazarlar, çalışmaya eşit oranda katkı sunmuşlardır.

Etik Beyan

“Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesinde” yer alan tüm kurallara uyulmuş ve yönergenin ikinci bölümünde yer alan “Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiğine Aykırı Eylemlerden” hiçbiri gerçekleştirilmemiştir. Bu çalışma Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Araştırma Etik Kurulunun 24.09.2024 tarih ve E-51944218-050-00003773937 sayılı toplantısında onaylanmıştır.

Çatışma Beyanı

Yazarlar çalışma kapsamında herhangi bir kurum veya kişi ile çıkar çatışması bulunmadığını beyan etmektedirler.

Teşekkür / Destek Beyanı

Bu çalışma, Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) Bilim İnsanı Destek Programları Başkanlığı (BİDEB) tarafından 2211-Yurt İçi Lisansüstü Burs Programı kapsamında desteklenmiştir.

References

- Australian Curriculum, Assessment and Reporting Authority. (2015). *Australian curriculum: Digital technologies*. Australian Curriculum, Assessment and Reporting Authority. <https://www.australiancurriculum.edu.au/>
- Aksoy, M. (2022). *Origami sanat etkinliklerinin algoritma başarısı ve problem çözme becerileri üzerinde etkisi* [Yayınlanmamış yüksek lisans tezi]. Süleyman Demirel Üniversitesi.
- Atılğan, H., Kan, A., & Doğan, N. (2013). *Eğitimde ölçme ve değerlendirme* (6. Bs.). Anı Yayıncılık.
- Baki, A. (2008). *Kuramdan uygulamaya matematik eğitimi*. Harf Eğitim Yayıncılığı.
- Batı, A. H., Tetik, C., & Gürpınar, E. (2010). Assessment of the validity and reliability of the Turkish adaptation of the Study Process Questionnaire (R-SPQ-2F). *Türkiye Klinikleri Journal of Medical Sciences*, 30(5), 1639–1646. <https://doi.org/10.5336/medsci.2009-15368>
- Baykul, Y. (2010). *Eğitimde ve psikolojide ölçme: Klasik test teorisi ve uygulaması* (2. Bs.). Pegem Akademi.
- Berikan, B. (2018). *Bilgi işlemsel düşünme becerisine yönelik tasarlanan “veri setleriyle problem çözme” öğrenme deneyiminin biçimlendirici değerlendirmesi* [Yayınlanmamış doktora tezi]. Gazi Üniversitesi.
- Bethune, K. S., & Wood, C. L. (2013). Effects of coaching on teachers’ use of function-based interventions for students with severe disabilities. *Teacher Education and Special Education*, 36(2), 97–114. <https://doi.org/10.1177/0888406413478637>
- Bolarinwa, O. A. (2015). Principles and methods of validity and reliability testing of questionnaires used in social and health science researches. *Nigerian Postgraduate Medical Journal*, 22(4), 195–201. <https://doi.org/10.4103/1117-1936.173959>
- Büyükoztürk, Ş. (2003). *Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı* (1. Bs.). Pegem Akademi. <https://doi.org/10.17051/10.38688>
- Brown, W. (2015). *Introduction to algorithmic thinking*. <https://raptor.martincarlisle.com/Introduction%20to%20Algorithmic%20Thinking.doc>
- Bryman, A., & Cramer, D. (2001). *Quantitative data analysis with SPSS release 10 for windows: A guide for social scientists*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203471548>
- Byrne, B. M. (2010). *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming* (2nd Ed.). New York: Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203805534>
- Can, A. A. (2021). İlkokul dördüncü sınıf öğrencilerinin matematik problemi çözmeye ilişkin algılarının metaforlar yoluyla analizi. *Uşak Üniversitesi Eğitim Araştırmaları Dergisi*, 7(1), 103–118. <https://doi.org/10.29065/usakead.882143>
- Cangur, S., & Ercan, İ. (2015). Comparison of model fit indices used in structural equation modeling under multivariate normality. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 14(1), 152–167. <https://doi.org/10.56801/10.56801/v14.i.759>
- Clark, D. (2016). *Computational and algorithmic thinking, 2011–2015*. Australian Mathematics Trust.
- Comrey, A. L., & Lee, H. L. (1992). *A first course in factor analysis*. Lawrence Erlbaum Associates. <https://doi.org/10.4324/9781315827506>
- Creswell, J. W., Plano Clark, V. L., Gutmann, M., & Hanson, W. (2003). Advanced mixed methods research designs. In A. Tashakkori, & C. Teddlie (Eds.), *Handbook of mixed methods in social & behavioral research* (pp. 209–240). Sage.
- Crocker, L., & Algina, J. (1986). *Introduction to classical and modern test theory*. Holt, Rinehart and Winston, Inc.

- Çokluk, Ö., Şekercioğlu, G., & Büyüköztürk, Ş. (2012). *Sosyal bilimler için çok değişkenli istatistik: SPSS ve LISREL uygulamaları* (2. Bs.). Pegem Akademi.
- Davcik, N. (2014). The use and misuse of structural equation modeling in management research: A review and critique. *Journal of Advances in Management Research*, 11(1), 47–81. <https://doi.org/10.1108/JAMR-07-2013-0043>
- DeVellis, R. F. (2006). Quantitative and issues and approaches: Classical test theory (CTT) and item response theory (IRT). *Medical Care*, 44(11), 50–59. <https://doi.org/10.1097/01.mlr.0000245426.10853.30>
- Department for Education. (2013). *National curriculum in England: Computing programmes of study*. <https://www.gov.uk/government/publications/national-curriculum-in-england-computing-programmes-of-study>
- Doğruel, L., Masur, P., & Joeckel, S. (2022). Development and validation of an algorithm literacy scale for internet users. *Communication Methods and Measures*, 16(2), 115–133. <https://doi.org/10.1080/19312458.2021.1968361>
- Ekici, D. İ., & Balım, A. G. (2013). Ortaokul öğrencileri için problem çözme becerilerine yönelik algı ölçeği: Geçerlilik ve güvenirlik çalışması. *Yüzüncü Yıl Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 10(1), 67-86.
- El-Hamamsy, L., Zapata-Cáceres, M., Martín-Barroso, E., Mondada, F., Zufferey, J. D., Bruno, B., & Román-González, M. (2025). The competent Computational Thinking test (cCTt): A valid, reliable and gender-fair test for longitudinal CT studies in grades 3–6. *Technology, Knowledge and Learning*, 1–55. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.19526>
- Erümit, K. A., Karal, H., Şahin, G., Aksoy, D. A., Aksoy, A., & Benzer, A. İ. (2018). Programlama öğretimi için bir model önerisi: Yedi adımda programlama. *Eğitim ve Bilim*, 44(197), 155–183. <https://doi.org/10.15390/EB.2018.7678>
- Fabrigar, L. R., Wegener, D. T., MacCallum, R. C., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. *Psychological Methods*, 4(3), 272–299. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.4.3.272>
- Field, A. (2000). *Discovering statistics using SPSS for Windows*. Sage Publications. Erişim adresi: <https://l24.im/f0BVti>
- Flores, M. M., & Ganz, J. B. (2007). Effectiveness of direct instruction for teaching statement inference, use of facts, and analogies to students with developmental disabilities and reading delays. *Focus on Autism and Other Developmental Disabilities*, 22(4), 244–251. <https://doi.org/10.1177/10883576070220040601>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50. <https://doi.org/10.2307/3151312>
- Futschek, G. (2006). Algorithmic thinking: The key for understanding computer science. In R. T. Mittermeir (Ed.), *Informatics education – The bridge between using and understanding computers* (pp. 159–168). Springer. https://doi.org/10.1007/11915355_15
- Futschek, G., & Moschitz, J. (2010). Developing Algorithmic Thinking by Inventing and Playing Algorithms. In *Constructionist approaches to creative learning, thinking and education* (p. 10). <http://hdl.handle.net/20.500.12708/53175>
- Futschek, G., & Moschitz, J. (2011). Learning algorithmic thinking with tangible objects eases transition to computer programming. In R. Mittermeir & M. M. Syslo (Eds.), *Informatics in schools: Situation, evolution, and perspectives* (pp. 155–164). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24722-4_14
- Garner, S. (2003). Learning resources and tools to aid novices learn programming. *Informing Science & Information Technology Education Joint Conference (INSITE)*, 213–222. <https://doi.org/10.28945/2613>

- George, D., & Mallery, P. (2003). *SPSS for Windows step by step: A simple guide and reference* (4th Ed.). Allyn & Bacon.
- Gorsuch, R. L. (1983). *Factor analysis*. Lawrence Erlbaum Associates. <https://doi.org/10.4324/9780203781098>
- Gültekin, S. (2017). Testlerde kullanılacak madde türleri, hazırlama ilkeleri ve puanlaması. R. N. Demirtaşlı (Ed.), *Eğitimde ölçme ve değerlendirme* içinde (4. Bs., ss. 145–222). Anı Yayıncılık.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2009). *Multivariate data analysis* (7th Ed.). Prentice Hall.
- Hicks, S. C., Bethune, K. S., Wood, C. L., Cooke, N. L., & Mims, P. J. (2011). Effects of direct instruction on the acquisition of prepositions by students with intellectual disabilities. *Journal of Applied Behavior Analysis*, 44(3), 675–679. <https://doi.org/10.1901/jaba.2011.44-675>
- Israel, M., Wherfel, Q. M., Pearson, J., Shehab, S., & Tapta, T. (2015). Empowering K-12 students with disabilities to learn computational thinking and computer programming. *Teaching Exceptional Children*, 48(1), 45-53. <https://doi.org/10.1177/0040059915594790>
- The International Society for Technology in Education. (2015). *Computational thinking leadership toolkit* (1st Ed.). ISTE. <https://cdn.iste.org/www-root/ct-documents/ct-leadership-toolkit.pdf?sfvrsn=4>
- Johnson, B., & Turner, L. A. (2003). Data collection strategies in mixed methods research. In A. Tashakkori, & C. Teddlie (Eds.), *Handbook of mixed methods in social & behavioral research* (pp. 297–319). Sage.
- Joshi, A., Kale, S., Chandel, S., & Pal, D. K. (2015). Likert scale: Explored and explained. *British Journal of Applied Science & Technology*, 7(4), 396–403. <https://doi.org/10.9734/BJAST/2015/14975>
- K–12 Computer Science Framework. (2016). *K–12 computer science framework*. <https://k12cs.org/>
- Karakuş Aktan, E. D. A., Aslan, C., & Yalçın, A. (2021). Okuma stratejisi eğitiminin matematik dersi problem çözme becerisine etkisi. *Ana Dili Eğitimi Dergisi*, 9(2), 81–97. <https://doi.org/10.16916/aded.851966>
- Knight, V. F., Smith, B. R., Spooner, F., & Browder, D. (2012). Using explicit instruction to teach science descriptors to students with autism spectrum disorder. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 42(3), 378–389. <https://doi.org/10.1007/s10803-011-1258-1>
- Kline, R. B. (2011). Hypothesis testing. In *Principles and practice of structural equation modeling* (3rd Ed., pp. 7, 192-209, 342). The Guilford Press.
- Kline, R. B. (2015). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.
- Kocasaraç, H. (2023). Algoritmik düşünme eğitimi.
- Kwon, Y., & Marzec, M. L. (2016). Does worksite culture of health (CoH) matter to employees? Empirical evidence using job-related metrics. *Journal of Occupational and Environmental Medicine*, 58(5), 448-454. <https://doi.org/10.1097/JOM.0000000000000724>
- Lawshe, C. H. (1975). A quantitative approach to content validity. *Personnel Psychology*, 28(4), 563–575. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.1975.tb01393.x>
- Milli Eğitim Bakanlığı, (2013). *Ortaöğretim matematik dersi (9, 10, 11 ve 12. sınıflar) öğretim programı*. TTKB.
- Montague, M., Enders, C., & Dietz, S. (2011). Effects of cognitive strategy instruction on math problem solving of middle school students with learning disabilities. *Learning Disability Quarterly*, 34(4), 262–272. <https://doi.org/10.1177/073194871142176>
- Milli Eğitim Bakanlığı, (2024). *Ortaöğretim matematik dersi (9, 10, 11 ve 12. sınıflar) öğretim programı*. TTKB.
- National Council of Teachers of Mathematics, (2000). *Principles and standards for school mathematics*. Author.

- Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric theory*. McGraw Hill.
- Organisation for Economic Co-Operation and Development, (2021). *Trends shaping education 2021*. OECD Publishing. <https://www.oecd.org/en/about/projects/trends-shaping-education.html>
- Oğuz, V., & Köksal Akyol, A. (2014). Problem çözme becerisi ölçeği (PÇBÖ) geçerlik ve güvenilirlik çalışması. *Çukurova Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 44(1), 105-122. <https://doi.org/10.14812/cuefd.54362>
- Okur, S. (2008). *Students' strategies, episodes, and metacognitions in the context of PISA 2003 mathematical literacy items* [Unpublished master's thesis]. Middle East Technical University.
- Polya, G. (1997). *Nasıl çözmeli? Matematikte yeni bir boyut* (F. Halatçı, Çev.). Sistem Yayıncılık.
- Ritter, F., & Standl, B. (2023). Promoting student competencies in informatics education by combining semantic waves and algorithmic thinking. *Informatics in Education*, 22(1), 141-160. <https://doi.org/10.15388/infedu.2023.07>
- Ross, K. A. (1998). Doing and proving: The place of algorithms and proofs in school mathematics. *The American Mathematical Monthly*, 105(3), 252-255. <https://doi.org/10.2307/2589080>
- Sarmiento, R. P., & Costa, V. (2019). Confirmatory factor analysis: A case study. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.05598>
- Seçer, İ. (2015). *SPSS ve Lisrel ile pratik veri analizi* (2. Bs.). Anı Yayıncılık.
- Segura-Orti, E., & Martinez-Olmos, F. J. (2011). Test-retest reliability and minimal detectable change scores for sit-to-stand-to-sit tests, the six-minute walk test, the one-leg heel-rise test, and handgrip strength in people undergoing hemodialysis. *Physical Therapy*, 91(8), 1244-1252. <https://doi.org/10.2522/ptj.20100141>
- Sürücü, L., Şeşen, H., & Maşlakçı, A. (2021). *SPSS, AMOS ve PROCESS Macro ile ilişkisel, aracı/düzenleyici ve yapısal eşitlik modellemesi (uygulamalı analizler)*. Detay Yayıncılık.
- Sysło, M. M., & Kwiatkowska, A. B. (2008). The challenging face of informatics education in Poland. In *Proceedings of the International Conference on Informatics in Secondary Schools: Evolution and Perspectives* (pp. 1-18). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-69924-8_1
- Szanto, S. (2002). *Developing algorithmic thinking*. New Pedagogical Review. <http://www.oki.hu/oldal.php?tipus=cikk&kod=2002-05-mu-Szanto-Algoritmikus>
- Tavşancıl, E. (2005). *Tutumların ölçülmesi ve SPSS ile veri analizi*. Nobel Yayın Dağıtım.
- Terwee, C. B., Bot, S. D. M., de Boer, M. R., van der Windt, D. A. W. M., Knol, D. L., Dekker, J., Bouter, L. M., & de Vet, H. C. W. (2007). Quality criteria were proposed for measurement properties of health status questionnaires. *Journal of Clinical Epidemiology*, 60(1), 34-42. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2006.03.012>
- Tsai, M. J., Liang, J. C., & Hsu, C. Y. (2020). The computational thinking scale for computer literacy education. *Journal of Educational Computing Research*, 59(29). <https://doi.org/10.1177/0735633120972356>
- Ural, A., & Kılıç, İ. (2013). *Bilimsel araştırma süreci ve SPSS ile veri analizi*. Detay Yayıncılık.
- Vasconcelos, J. (2007). *Basic Strategy for Algorithmic Problem Solving*. <http://www.cs.jhu.edu/~jorgev/cs106/ProblemSolving.html>
- Vieira, A. L. (2011). *Interactive LISREL in Practice*. Heidelberg: Springer. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-18044-6>
- Xin, Y. P. (2016). Conceptual model-based problem solving. In P. Felmer, E. Pehkonen, & J. Kilpatrick (Eds.), *Posing and solving mathematical problems* (pp. 231-254). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-28023-3_14
- Yadav, A., Ocak, C., & Oliver, A. (2022). Computational thinking and metacognition. *TechTrends*, 66(4), 405-411. <https://doi.org/10.1007/s11528-022-00695-z>

- Yıldız, M., Çiftçi, E., & Karal, H. (2017). Bilişimsel düşünme ve programlama. *Eğitim Teknolojileri Okumaları, TOJET*. http://www.tojet.net/e-book/eto_2017.pdf
- Ziatdinov, R., & Musa, S. (2013). Rapid mental computation system as a tool for algorithmic thinking of elementary school students development. *European Research*, 25(7), 1105–1110. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1305.4443>
- Zsakó, L., & Szlávi, P. (2012). ICT competences: Algorithmic thinking. *Acta Didactica Napocensia*, 5(2), 49–58. <https://www.learntechlib.org/p/159542/>